

پیش‌بینی تورم اقتصاد ایران با استفاده از مدل DSGE-VAR (تئوری و تکنیک)^۱

به‌نوش سادات آقایان

دانشجوی دکتری اقتصاد دانشگاه علامه طباطبائی، *Aghayan_beh@yahoo.com*

جاوید بهرامی*

استادیار دانشکده اقتصاد دانشگاه علامه طباطبائی، *Javid_bahrami@yahoo.com*

اسفندیار جهانگرد

استادیار دانشکده اقتصاد دانشگاه علامه طباطبائی، *Jahangarde@gmail.com*

تاریخ دریافت: ۹۶/۰۶/۱۲ تاریخ پذیرش: ۹۷/۰۶/۰۳

چکیده

نرخ تورم یکی از متغیرهای کلیدی اقتصاد است که پیش‌بینی دقیق آن مدنظر سیاست‌گذاران و به‌ویژه بانک مرکزی است. مدل خود رگرسیون برداری (VAR) سابقه طولانی به‌عنوان ابزاری جهت پیش‌بینی و تجزیه و تحلیل‌های سیاستی دارد، اما از مشکلات این روش آن است که از مبانی نظری اندکی در خصوص روابط بین متغیرها استفاده می‌کند؛ بعلاوه در مدل‌های VAR تعداد زیادی پارامتر نیاز است تخمین زده شود که برخی از آن‌ها ممکن است بی‌معنی نیز باشند؛ به دنبال این موضوع، ایده مدل‌های ترکیبی مطرح شد. یکی از انواع مدل‌های ترکیبی، مدل DSGE-VAR است. این مدل، DSGE را که مدلی ساختاری است و اتکای بیشتری بر تئوری دارد با VAR که فراهم‌کننده برازش بهتری از داده‌ها است، ترکیب می‌کند. در این مطالعه ابتدا ساختار نظری و نتایج تخمین مدل DSGE-VAR برای داده‌های اقتصاد ایران بیان شده و در ادامه پیش‌بینی‌های حاصل از این روش در مقایسه با مدل‌های رقیب از جمله VAR نامقید و VAR مینسوتا بررسی شده است. هر سه مدل به‌صورت بازگشتی برای دوره زمانی ۱:۱۳۷۰ تا ۴:۱۳۹۱ تخمین زده شده‌اند و سپس جهت پیش‌بینی تورم در افق ۱ تا ۸ فصل رو به جلو و برای نمونه ۱:۱۳۹۰ تا ۴:۱۳۹۳ استفاده شده‌اند. مقایسه دقت پیش‌بینی روش‌های فوق با استفاده از شاخص RMSE، نشان‌دهنده عملکرد بهتر روش DSGE-VAR در قیاس با مدل‌های رقیب، طی دوره زمانی مورد بررسی است.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، الگوی تعادل عمومی پویای تصادفی- خودرگرسیون برداری (DSGE-VAR)، تورم، خود رگرسیون برداری نامقید.

طبقه‌بندی JEL: C53، C32، E31، F41.

^۱ مقاله حاضر مستخرج از رساله دکترای نویسنده اول در دانشگاه علامه طباطبائی است.

* نویسنده مسئول مکاتبات

۱- مقدمه

نوسانات و تغییرات غیرمنتظره متغیرهای اقتصادی، شرایط نامطمئنی در فضای تولید و سرمایه‌گذاری ایجاد کرده و ریسک فعالیت‌های اقتصادی را افزایش می‌دهد؛ از این‌رو پیش‌بینی این متغیرها برای سیاست‌گذاران اهمیت زیادی دارد تا از این طریق، راهکارهای سیاستی جهت برقراری شرایط اطمینان و ثبات در اقتصاد کشور فراهم شود. در این میان نرخ تورم به عنوان یکی از مهم‌ترین متغیرهای اقتصادی در ارزیابی عملکرد اقتصاد کلان، از اهمیت بسزایی در میان سیاست‌گذاران و عموم مردم برخوردار است.

تاریخ ادبیات اقتصادی حاکی از آن است که جهت پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی از دو شیوه متمایز روش‌های ساختاری و غیرساختاری بهره گرفته شده است. در روش‌های ساختاری با اتکا به تئوری‌های اقتصادی به پیش‌بینی پرداخته می‌شود؛ اما این پیش‌بینی‌ها مشروط به تعدادی فرض و محدودیت بر پارامترها می‌باشند. 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^۲ (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 (بیات و کرمی^۳، ۱۳۹۲).

در واکنش اول فیر^۴ (۱۹۸۴، ۱۹۹۴) و تیلور^۵ (۱۹۹۳) سعی کردند سیستم معادلات همزمان را به نحوی ارتقا دهند که دقت پیش‌بینی آن افزایش یابد، مثلاً تلاش کردند فرضیه انتظارات عقلایی^۶ را مدل‌سازی کرده و وارد سیستم معادلات همزمان نمایند. در واکنش دوم که تغییری افراطی محسوب می‌شد، توسعه مدل‌های غیرساختاری هدف قرار گرفت. اولین مدل‌های غیرساختاری در دهه ۱۹۲۰ با مقالات اسلاتسکی^۷ (۱۹۲۷) و یول^۸ (۱۹۲۶، ۱۹۲۱ و ۱۹۲۷) ارائه شد. آن‌ها در این مقالات بیان کردند که معادلات تفاضلی خطی ساده، چارچوب قوی مناسبی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی گستره وسیع از

^۱ Klein & Goldberger

^۲ Lucas

^۳ Bayat & Karami (2013)

^۴ Fair

^۵ Taylor

^۶ Rational Expectations

^۷ Slutsky

^۸ Yule

متغیرهای اقتصادی فراهم می‌نمایند؛ به این ترتیب نسل جدیدی از مدل‌های سری زمانی به نام $ARMA^1$ به دایره مدل‌های غیرساختاری پیش‌بینی اضافه گردید. در ادامه، مقاله سیمز^۲ (۱۹۸۰) به رواج گسترده مدل خودرگرسیون برداری (VAR^3) انجامید و به عنوان جایگزین سیستم معادلات همزمان معرفی شد (بیات و کرمی، ۱۳۹۲).

اخیراً موج جدیدی از مدل‌های ساختاری به نام مدل‌های $DSGE^4$ توسعه پیدا کرده‌اند. این مدل‌ها در واقع نسخه جدید و تکمیل یافته‌ای از سیستم معادلات همزمان می‌باشند که معادلات آن از بهینه‌یابی رفتار عوامل اقتصادی حاصل می‌گردد (بکیروس و پاساگنینی^۵، ۲۰۱۴). علیرغم موفقیت‌های مدل‌های $DSGE$ همان‌طور که اسمیت و ورتز^۶ (۲۰۰۳ و ۲۰۰۴) اشاره کرده‌اند، آن‌ها به عنوان یک ابزار جهت پیش‌بینی مناسب نمی‌باشند. در ادبیات اقتصادسنجی تلاش‌های زیادی جهت معرفی مدل‌های ترکیبی^۷ با مدل‌های $DSGE$ برای حل، تخمین و پیش‌بینی صورت گرفته است. سارجنت و آلتاگ^۸ (۱۹۸۹) مدل $DSGE$ را با عبارات خطایی که فرآیند خودرگرسیونی مرتبه اول را دنبال می‌کنند، تحت عنوان مدل $DSGE-AR$ معرفی کردند. ایرلند^۹ (۲۰۰۴) روشی را ارائه داد که به مدل $DSGE-AR$ مشابه بود اما هیچ محدودیتی به خطاهای اندازه‌گیری شده تحمیل نمی‌کرد و فرض می‌کرد که باقی‌مانده‌ها، فرآیند خودرگرسیونی مرتبه اول برداری را دنبال می‌کند. یک نگرش متفاوت که $DSGE-VAR$ نامیده می‌شود توسط دل‌نگرو و اسکورفید^{۱۰} (۲۰۰۴) ارائه شد. در این روش، توزیع پیشین درباره پارامترها که از مدل $DSGE$ به دست می‌آید در تخمین VAR استفاده می‌شود. در واقع مدل $DSGE$ که اتکای بیشتری بر تئوری دارد را با مدل‌های VAR که برازش بهتری از داده‌ها فراهم می‌کنند، ترکیب می‌کند.

در ادامه نخست مروری بر پیشینه موضوع صورت می‌گیرد، در بخش ۳ به معرفی روش $DSGE-VAR$ و مدل $DSGE$ استفاده شده جهت تخمین مدل می‌پردازیم. در بخش ۴

¹ Autoregressive Moving Average

² Sims

³ Vector Auto Regressive

⁴ Dynamic Stochastic General Equilibrium Model

⁵ Bekiros & Paccagnini

⁶ Smites & Wouters

⁷ Hybrid Models

⁸ Altug & Sargent

⁹ Ireland

¹⁰ Del Negro & Schorfheide

کاربرد تجربی مدل شامل داده‌های مورد استفاده، تعیین مقدار پارامتر وزن‌دهی و سایر پارامترهای مدل، بحث شناسایی در این مدل و در انتها نتایج پیش‌بینی حاصل از روش‌های مختلف ارائه شده است.

۲- مروری بر پیشینه موضوع

مطالعات بسیاری در زمینه استفاده از روش‌های ترکیبی جهت بهره‌گیری از مزایای مدل‌های مختلف، مطرح شده است. از جمله این روش‌ها، مدل DSGE-VAR می‌باشد؛ با این وجود تاکنون مطالعه‌ای در داخل کشور به بررسی و استفاده از این روش جهت پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی، نپرداخته است. در این بخش، ابتدا به مطالعات خارجی که با محوریت موضوع مذکور صورت گرفته‌اند، اشاره خواهد شد و در ادامه تعدادی مطالعه داخلی با موضوعات مشابه نیز مرور می‌شوند.

پاپ^۱ (۲۰۱۶)، در ابتدا به توضیح ساختار نظری و نتایج تخمین مدل DSGE-VAR برای اقتصاد رومانی پرداخته و سپس اقدام به بررسی پیش‌بینی‌های حاصل از این روش در مقایسه با پیش‌بینی‌های مدل VAR نامقید و VAR به همراه prior مینسوتا^۲ نموده است. در این مطالعه عملکرد نسبی پیش‌بینی که توسط شاخص RMSFE^۳ اندازه‌گیری شده است، نشان‌دهنده دقیق‌تر بودن پیش‌بینی‌های حاصل از مدل DSGE-VAR در مقایسه با مدل‌های VAR جایگزین برای متغیرهای تورم، نرخ ارز و نرخ بهره بوده است.

بکیروس و پاساگنینی^۴ (۲۰۱۴)، با استفاده از نگرش بیزین، مدل جدید DSGE-FAVAR^۵ را جهت پیش‌بینی معرفی می‌کنند؛ همچنین ارزیابی مقایسه‌ای از میان بسیاری از مدل‌های پیش‌بینی از جمله مدل‌های ساده و ترکیبی DSGE از قبیل DSGE-VAR و انواع متفاوتی از مدل‌های VAR مانند BVAR^۶ و FAVAR برای داده‌های اقتصاد آمریکا انجام می‌دهند. دوره زمانی مورد بررسی ۱۹۶۰:۴ تا ۲۰۱۰:۴ می‌باشد و پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای طی دوره زمانی ۱۹۹۷:۱ تا ۲۰۱۰:۴ برای متغیرهای GDP^۷ واقعی، CPI^۸ و نرخ بهره اسمی کوتاه‌مدت انجام شده است. نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که بهترین

^۱ Pop

^۲ Minnesota

^۳ Root Mean Squared Fixed Error (RMSFE)

^۴ Bekiros & Paccagnini

^۵ Factor Augmented Vector Auto Regression

^۶ Bayesian VAR

^۷ Gross Domestic Product

^۸ Consumer Price Index

عملکرد پیش‌بینی برای متغیرهای CPI و نرخ بهره، اساساً توسط مدل DSGE-FAVAR ایجاد شده است. به‌طورکلی علاوه بر مدل DSGE-FAVAR، مدل‌های FAVAR و مدل‌های ساده DSGE نیز، بهترین عملکرد را داشته‌اند در حالی که مدل‌های BVAR و DSGE-VAR نتایج پیش‌بینی رضایت‌بخشی نداشته‌اند.

گوپتا و استنباخ^۱ (۲۰۱۳)، به ارائه یک مدل DSGE-VAR نوکنزین اقتصاد باز کوچک، برای اقتصاد آفریقای جنوبی پرداخته‌اند. این مدل با استفاده از تکنیک بیزین روی داده‌های فصل اول ۱۹۸۰ تا فصل دوم سال ۲۰۰۳ تخمین زده شده و سپس تولید، تورم و نرخ بهره کوتاه‌مدت اسمی برای دوره برون نمونه‌ای یعنی فصل سوم سال ۲۰۰۳ تا فصل چهارم سال ۲۰۱۰ پیش‌بینی شده است. در ادامه عملکرد پیش‌بینی این مدل با مدل DSGE و مدل VAR کلاسیک و شش مدل BVAR جایگزین مقایسه می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که به جز مدل BVAR بر مبنای SSVS^۲، مدل DSGE-VAR در مقام مقایسه، بهتر از تمام مدل‌های دیگر VAR عمل کرده است.

حیدری و جوهری سلماسی^۳ (۱۳۹۴)، به ارزیابی عملکرد مدل‌های خودرگرسیون برداری بیزی با اطلاعات (Prior) متفاوت، جهت پیش‌بینی متغیرهای کلان در اقتصاد ایران پرداخته‌اند. ویژگی منحصر به فرد این مقاله استفاده از الگوریتم گیبس^۴ برای تخمین مدل BVAR و مقایسه آن با دو مدل BVAR شبه بیزی^۵ است که در آن‌ها از اطلاعات نرمال ویشارد^۶ و مینسوتا استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که مقدار MSFE^۷ در مدل BVAR با الگوریتم گیبس کمتر بوده و این مدل در کل عملکرد بهتری در پیش‌بینی متغیرهای کلان اقتصادی فوق نسبت به مدل‌های شبه‌بیزی دارد.

افشاری و بیات^۸ (۱۳۹۳)، ابتدا منحنی فیلیپس کینزین جدید هایبریدی را با استفاده از داده‌های فصلی اقتصاد ایران، طی دوره زمانی ۱۳۷۵Q۱ تا ۱۳۸۹Q۴ بر اساس روش گشتاورهای تعمیم یافته (GMM)^۹ برآورد کرده‌اند، سپس با استفاده از معیار آکائیک

^۱ Gupta & Steinbach

^۲ Stochastic Search Variable Selection

^۳ Heidari & Johari Salmasi (2015)

^۴ Gibss

^۵ Quasi-Bayesian

^۶ Normal Wishard

^۷ Mean Squared Forecast Error

^۸ Afshari & Bayat (2014)

^۹ Generalized Method of Moments

(AIC)^۱ یک مدل مناسب ARIMA تصریح گردیده است و در نهایت با استفاده از هر دو مدل، در دو افق چهار دوره‌ای و هشت دوره‌ای پیش‌بینی و ریشه میانگین مربع خطا RMSE دو مدل مقایسه گردید. نتایج نشان می‌دهد که در هر دو افق پیش‌بینی، منحنی فیلپس کینزین جدید، ریشه میانگین مربع خطای کمتری نسبت به مدل ARIMA داشته است و بهتر توانسته تورم را پیش‌بینی کند.

۳- ادبیات موضوع

این بخش به چگونگی استفاده از مدل‌های تعادل عمومی، جهت توضیح پارامترهای مدل VAR تمرکز دارد. جهت بنا کردن این روش که DSGE-VAR نامیده می‌شود، ابتدا لازم است به دو سؤال پاسخ داده شود (دل نگر و اسکورفید، ۲۰۰۳):
چرا نیاز است جهت پیش‌بینی از مدل‌های تعادل عمومی استفاده شود؟
چرا نیاز است از مدل‌های تعادل عمومی به صورت Prior بجای پیش‌بینی مستقیم از آن‌ها استفاده کرد؟

۳-۱- چرا پیش‌بینی با استفاده از مدل‌های DSGE صورت گیرد؟

دو دلیل مناسب جهت استفاده از مدل‌های DSGE در پیش‌بینی وجود دارد:
اولین دلیل آن است که استفاده از مدل‌های DSGE می‌تواند دقت پیش‌بینی را بهبود دهد؛ مدل‌های پارامتربندی شده ضعیف از قبیل مدل‌های VAR، اغلب تخمین‌های غیردقیقی دارند؛ مگر آنکه سری زمانی طولانی از داده‌ها موجود باشد، که معمولاً این حالت در ادبیات اقتصاد کلان نادر است. تخمین‌های غیردقیق منجر می‌شوند که به صورت بالقوه، خطای پیش‌بینی بخصوص برای افق‌های پیش‌بینی بلندمدت، زیاد شود. یک راه جهت رفع مشکل وفور پارامترهای مدل VAR، استفاده از روش بیزین است. تمامی مدل‌های بیزین سه جز اساسی دارند: تابع توزیع پیشین^۲، تابع راستنمایی^۳ و تابع توزیع پسین^۴. بسته به اینکه از چه نوع تابع پیشینی در مدل استفاده شود می‌توان به نتایج متفاوتی دست یافت. توابع پیشین متعددی در مدل‌های خودرگرسیون برداری بیزین به کار گرفته می‌شود که معروف‌ترین آن‌ها تابع پیشین مینسوتا است؛ تعدیل این روش جهت

¹ Akaike Information Criterion

² Prior density Function

³ Likelihood Function

⁴ Posterior density Function

کم کردن تعداد پارامترها^۱، بیشتر جنبه آماری دارد تا اقتصادی (دل نگر و اسکورفید، ۲۰۰۴). اما مدل‌های DSGE از بهینه‌یابی رفتار کارگزاران اقتصادی و تئوری‌های اقتصاد کلان استفاده می‌کنند تا اطلاعات پیشین را بهبود بخشند. دومین دلیل جهت پیش‌بینی با مدل‌های DSGE، ارزیابی تأثیر تغییر در سیاست‌ها است. انتقاد معروف لوکاس (۱۹۷۶) آن است که افراد عقلایی به دنبال حداکثرسازی رفاه خود، رفتارشان را در مقابل سیاست اقتصادی متغیر، تغییر خواهند داد. این تغییرات رفتاری موجب تغییر در روابط اقتصاد کلان می‌گردد و سیاست‌ها را بی‌تأثیر می‌کند. لوکاس پیشنهاد می‌کند برای دستیابی به پیش‌بینی درست از اثرات سیاست‌گذاری‌های اقتصادی، باید پارامترهای ساختاری که بیانگر ترجیحات افراد و سطح تکنولوژی مورد استفاده بنگاه‌ها است و ریشه در ویژگی‌های ساختاری اقتصاد مورد مطالعه دارد را وارد مدل نماییم. در مدل DSGE، پارامترها با تغییر در سیاست تغییر نمی‌کنند یا حداقل فرض می‌شود که این چنین است؛ لذا پیش‌بینی‌کنندگان می‌توانند این پارامترها را با استفاده از داده‌های موجود تخمین زده و نگران تغییر آن با سیاست نیستند. اگر خصوصیات مدل DSGE به خوبی تعریف شود، تأثیر سیاست جدید حتی اگر در گذشته نیز اتفاق نیفتاده باشد، می‌تواند به خوبی ارزیابی شود.

۳-۲- چرا از Priorها استفاده شود؟

مزیت‌های مدل DSGE که در بخش قبل به آن‌ها اشاره شد، اغلب با یک هزینه تحت عنوان مناسب بودن مدل^۲، همراه است. مقاله‌های زیادی که به مطالعه مناسب بودن مدل‌های DSGE پرداخته‌اند (آلتاگ، ۱۹۸۹، لیپر و سیمز، ۱۹۹۴، ایرلند، ۱۹۹۷ و اسکورفید، ۲۰۰۳)، پی برده‌اند که از وضعیت کاملاً بهینه دور است. تئوری‌های اقتصادی، محدودیت‌هایی بر فرآیند تصادفی دنبال شده توسط داده‌ها تحمیل می‌کنند. لذا ممکن است مدل‌های DSGE با داده‌ها از بسیاری ابعاد ناهماهنگ باشند، که می‌تواند منجر به خطای پیش‌بینی بزرگ برای برخی از متغیرهای مدنظر شود. در نتیجه اگر فردی بخواهد تا با مدل‌های تعادل عمومی پیش‌بینی کند، استفاده از آن‌ها به صورت غیرمستقیم به

^۱ ایده کلی تعیین مقادیر پیشین تابع مینسوتا، این است که وقفه‌های نزدیک‌تر دارای قدرت توضیح‌دهی بیشتری می‌باشند، بنابراین میانگین وقفه‌های اول در هر معادله برابر واحد در نظر گرفته شده و بقیه وقفه‌ها دارای ضریب صفر می‌گردند.

^۲ Model's Fit

^۳ Altug, Leeper, Sims, Ireland & Schorfheide

عنوان Prior از روش جایگزین استفاده از آن‌ها به صورت مستقیم، بهتر خواهد بود. لذا یک متغیر کلیدی در این فرآیند «درجه سختی»^۱ است که ما آن را با λ نشان می‌دهیم، دامنه آن از صفر تا بی‌نهایت می‌باشد و میزان اعمال محدودیت در مدل را مشخص می‌کند.

۳-۳- معرفی روش DSGE-VAR

در این بخش به طور خلاصه، روش‌شناسی مدل DSGE-VAR شرح داده می‌شود (لیز، متسون و اسمیت^۲، ۲۰۱۱). همان‌طور که اشاره شد، ایده روش DSGE-VAR استفاده از مدل DSGE به منظور ساختن توزیع پیشین برای پارامترهای مدل VAR است.

الف) تابع راستنمایی

نقطه شروع جهت تخمین، یک VAR نامقید می‌باشد:

$$y_t = \Phi_0 + \Phi_1 y_{t-1} + \dots + \Phi_p y_{t-p} + u_t \quad (1)$$

این سیستم را به صورت خلاصه می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$Y = X\Phi + U \quad (2)$$

Y یک ماتریس $T \times n$ با سطرهای y'_t از مشاهدات واقعی است که T اندازه نمونه و n تعداد متغیرهاست. اگر $k = 1 + np$ ، در این صورت X یک ماتریس $T \times k$ از رگرسورهای VAR است که شامل ثابت و وقفه‌های متغیرها با سطرهای $X'_t = [1, y'_{t-1}, \dots, y'_{t-p}]$ می‌باشد.

تابع راستنمایی برای این نمونه از داده‌ها عبارت است از:

$$p(Y|\Phi, \Sigma_u) \propto |\Sigma_u|^{-\frac{T}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \text{tr} [\Sigma_u^{-1} ((Y - X\Phi)'(Y - X\Phi))] \right\} \quad (3)$$

ب) توزیع پیشین

فرض شود $T^* = \lambda T$ مشاهده ساختگی^۳ بر مبنای بردار پارامترهای مدل DSGE (θ) ایجاد شده‌اند و این مشاهدات با * نمایش داده شوند^۴. λ پارامتری است که نسبت داده‌های ساختگی را به اندازه نمونه واقعی از داده‌ها، ارائه می‌دهد. تابع راستنمایی برای این مشاهدات ساختگی نیز به صورت زیر است:

¹ Degree of Tightness

² Lees, Matheson & Smith

³ Artificial Observations

^۴ در برخی مقالات (Del Negro & Schorfheide (2003)) از این مشاهدات به‌عنوان مشاهدات مجازی (Dummy Observations) نیز یاد می‌شود.

$$P(Y^*(\theta)|\Phi, \Sigma_u) \propto |\Sigma_u|^{-\frac{\lambda T}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \text{tr}[\Sigma_u^{-1}((Y^* - X^*\Phi)'(Y^* - X^*\Phi))]\right\} \quad (۴)$$

در روش بیزین با مشخص کردن اطلاعات پیشین و به‌روزرسانی آن‌ها با استفاده از داده‌ها، توزیع پسین به دست می‌آید. با بکار بردن چنین تفسیری به معادله ۴ و با اندکی تغییرات، می‌توان عبارت $P(Y^*(\theta)|\Phi, \Sigma_u)$ را به عنوان یک توزیع پیشین برای پارامترهای VAR (Σ_u و Φ) تفسیر کرد. لذا توزیع پیشین مدل VAR، می‌تواند به صورت زیر محاسبه شود:

$$P(\Phi, \Sigma_u|\theta) = c^{-1}(\theta)|\Sigma|^{-\frac{\lambda T+n+1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \text{tr}[\lambda T \Sigma_u^{-1}(\Gamma_{yy}^*(\theta) - \Phi' \Gamma_{xy}^*(\theta) - \Gamma_{yx}^*(\theta)\Phi + \Phi' \Gamma_{xx}^*(\theta)\Phi)]\right\} \quad (۵)$$

که $\lambda T \Gamma_{yy}^*(\theta)$ ، $\lambda T \Gamma_{yx}^*(\theta)$ و $\lambda T \Gamma_{xx}^*(\theta)$ گشتاورهای جامعه از مدل DSGE هستند. مشروط به پارامترهای مدل (θ, λ) ، توزیع پیشین پارامترهای VAR، نرمال-معکوس ویشارد ($IW - N$) می‌باشند.

ج) توزیع پسین

احتمال توزیع پسین پارامترها با اطلاعات داده شده عبارت است از

$$P(\Phi, \Sigma_u, \theta | Y) = (P(Y | \Phi, \Sigma_u, \theta) P(\Phi, \Sigma_u | \theta) P(\theta)) / (P(Y)) \quad (۶)$$

چون Prior مدل DSGE و تابع راستنمایی، توأم^۱ هستند، لذا توزیع پسین پارامترهای VAR، نیز فرم نرمال-معکوس ویشارد ($IW - N$) را دارا هستند:

$$(\Sigma_u | Y, \theta, \lambda) \sim IW((\lambda + 1)T \tilde{\Sigma}_u(\theta), (1 + \lambda)T - k, n) \quad (۷)$$

$$(\Phi | Y, \Sigma_u, \theta, \lambda) \sim N(\tilde{\Phi}(\theta), \Sigma_u \otimes (\lambda T \Gamma_{xx}^*(\theta) + X'X)^{-1}) \quad (۸)$$

$\tilde{\Sigma}_u(\theta)$ و $\tilde{\Phi}(\theta)$ به ترتیب تخمین‌های حداکثر راستنمایی از Σ_u و Φ بر اساس داده‌های واقعی و ساختگی می‌باشند.

۳-۴ نقش پارامتر λ در مدل DSGE-VAR

حال به بررسی دقیق‌تر نقش پارامتر λ در مدل DSGE-VAR می‌پردازیم. تخمین‌زن استاندارد OLS برای Φ در معادله ۲ توسط فرمول معروف زیر به دست می‌آید:

$$\Phi_{OLS} = (X'X)^{-1}X'Y \quad (۹)$$

فرض شود λT مشاهده برای متغیرهای مورد نظر از مدل DSGE به دست آید. با استفاده از این مشاهدات ساختگی، ماتریس X^* و Y^* ساخته می‌شود. در نهایت تخمین مجدد OLS

^۱ Conjugate

بر روی هر دو مشاهدات واقعی و ساختگی، تخمین‌زن زیر را ایجاد می‌کند، که این تخمین‌زن در پیش‌بینی‌ها استفاده خواهد شد:

$$\Phi_{\text{DSGE-VAR}} = (X'X + X'^*X^*)^{-1}(X'Y + X'^*Y^*) \quad (10)$$

توجه شود که فرمول ۱۰ به صورت معادل زیر نیز می‌تواند نوشته شود:

$$\Phi_{\text{DSGE-VAR}}^{\lambda} = \left(\frac{1}{1+\lambda} \frac{X'X}{T} + \left(1 - \frac{1}{1+\lambda}\right) \frac{X'^*X^*}{\lambda T} \right)^{-1} \left(\frac{1}{1+\lambda} \frac{X'Y}{T} + \left(1 - \frac{1}{1+\lambda}\right) \frac{X'^*Y^*}{\lambda T} \right) \quad (11)$$

عبارات $\frac{X'Y}{T}$ و $\frac{X'X}{T}$ گشتاورهای مرتبه دوم هستند که از داده‌ها محاسبه شده‌اند. عبارات $\frac{X'^*Y^*}{\lambda T}$ و $\frac{X'^*X^*}{\lambda T}$ گشتاورهای مرتبه دوم هستند که به مدل DSGE دلالت دارند. تخمین‌زن ارائه شده، با وزن‌دهی به گشتاورهای مرتبه دوم از داده‌ها و مدل DSGE محاسبه شده است که وزن‌ها به ترتیب $\frac{1}{1+\lambda}$ و $1 - \frac{1}{1+\lambda}$ هستند.

اگر $\lambda = 0$ باشد، مشاهدات ساختگی از فرمول حذف می‌شوند و ما تنها از گشتاورهای مرتبه دوم حاصل از داده‌ها استفاده می‌کنیم، لذا تخمین‌زن در این حالت با تخمین‌زن OLS مطابقت دارد (مدل VAR نامقید).

اگر $\lambda = \infty$ باشد، وزن مشاهدات ساختگی یک می‌شود؛ لذا برای $\lambda = \infty$ محدودیت‌های حاصل از مدل DSGE به صورت سخت‌گیرانه‌ای تحمیل می‌شود (مدل DSGE مستقل). لذا پارامتر λ جریان پیوسته‌ای از مدل‌ها را ایجاد می‌کند که $\text{DSGE-VAR}(\lambda)$ نامیده می‌شود، به گونه‌ای که VAR نامقید در یک سمت آن (λ نزدیک صفر باشد) و تقریب VAR از مدل DSGE در سمت دیگر این حد قرار دارد ($\lambda = \infty$). در واقع این مدل، یک توزیع احتمال مشترک بین داده‌ها (تجربه) و پارامترها (تئوری) می‌باشد (دل‌نگرو، اسکورفید، اسمیت، وترز^۱، ۲۰۰۷).

۳-۵- مدل DSGE

حال پس از تعریف مختصری از روش DSGE-VAR، به منظور ایجاد توزیع پیشین جهت ضرایب مدل VAR، از یک الگوی تعادل عمومی پویای تصادفی از نوع کینزی جدید استفاده می‌کنیم؛ در این الگو، کارگزاران اقتصادی شامل خانوار، بنگاه‌های تولیدکننده کالای نهایی و کالاهای واسطه‌ای، دولت و بانک مرکزی می‌باشند. دو نوع بنگاه در نظر گرفته می‌شود؛ بنگاه تولیدکننده کالای نهایی و بنگاه تولیدکننده کالاهای واسطه. یک بنگاه تولیدکننده کالای نهایی که کالای خود را با استفاده از زنجیره‌ای از کالاهای واسطه

¹ Del Negro, Schorfheide, Smets & Wouters

تولید می‌کند. بنگاه‌های تولیدکننده کالای واسطه نیز، کالاهای خود را با استفاده از نیروی کار خانوار و سرمایه، تولید می‌کنند. خانوارها ارزش فعلی مطلوبیت انتظاری را با توجه به قید بودجه خود و بنگاه‌ها سود خود را نسبت به تابع تولید خود حداکثر می‌کنند. مقام پولی در این مطالعه با توجه به ویژگی‌های اقتصاد ایران از جمله وجود سلطه مالی و اثرات آن در ترازنامه بانک مرکزی طراحی شده است. در ادامه به‌طور تفصیلی به بررسی رفتار کارگزاران اقتصادی پرداخته می‌شود.

۳-۵-۱- خانوار

اقتصاد از خانوارهای مشابهی تشکیل شده است که تا بی‌نهایت زندگی می‌کنند و مصرف کل C_t ، سرمایه‌گذاری I_t ، عرضه کار L_t ، نگهداری مانده حقیقی پول M_t و نگهداری اوراق مشارکت B_t را به نحوی انتخاب می‌کنند که تابع مطلوبیت زیر را به حداکثر برسانند (پاپ، ۲۰۱۶ و دل‌نگرو و اسکورفید، ۲۰۰۴، آدولفسون و دیگران^۱، ۲۰۰۷):

$$U_t = E_t \sum_{t=0}^{\infty} \beta^t \left\{ \frac{1}{1-\sigma_c} (C_t)^{1-\sigma_c} - \frac{1}{1+\phi} L_t^{1+\phi} + \frac{\kappa}{1-\sigma_m} (M_t)^{1-\sigma_m} \right\} \quad (12)$$

E_t دلالت بر انتظارات در زمان t ، پارامتر β عامل تنزیل، σ_c معکوس کشش جانشینی بین دوره‌های مصرف، ϕ معکوس کشش عرضه کار، σ_m معکوس کشش تراز نقدی و κ ضریب ترجیح مانده پولی می‌باشد.

قید بودجه اسمی خانوار به‌صورت زیر تصریح می‌شود:

$$P_t C_t + P_t I_t + B_t^n + M_t^n + T_t^n \leq W_t L_t + R_t^K K_{t-1}^n + R_{t-1} B_{t-1}^n + M_{t-1}^n + D_t \quad (13)$$

W_t نرخ دستمزد اسمی، R_t^K نرخ حقیقی اجاره سرمایه، R_{t-1} بازده حقیقی خالص اوراق مشارکت یک دوره‌ای، T_t مالیات پرداختی به دولت از طرف خانوار و D_t سود توزیع شده بنگاه‌های تولیدکننده کالای واسطه می‌باشد. با تقسیم دو طرف معادله بر P_t به معادله قید بودجه به‌صورت حقیقی می‌رسیم:

$$C_t + I_t + B_t + M_t + T_t \leq \frac{W_t}{P_t} L_t + R_t^K K_{t-1} + R_{t-1} \frac{B_{t-1}}{\pi_t} + \frac{M_{t-1}}{\pi_t} + D_t \quad (14)$$

خانوار ترجیحات خود را در برابر قید بودجه و قاعده حرکت سرمایه زیر حداکثر می‌کند:

$$K_t = (1 - \delta) K_{t-1} + I_t \quad (15)$$

¹ Adolfson, Lassen, Linde & Villani

۳-۵-۲- بنگاه تولیدکننده کالای نهایی

فرض می‌شود که یک بنگاه تولیدکننده کالای نهایی در اقتصاد وجود دارد که y_t واحد از تولید بنگاه‌های تولیدکننده کالای واسطه‌ای را در قیمت اسمی p_t خریداری می‌کند تا Y_t واحد کالای نهایی را با استفاده از تکنولوژی با بازده ثابت نسبت به مقیاس زیر تولید کند:

$$\left[\int_0^1 y_t(j)^{\frac{(\varepsilon_p-1)}{\varepsilon_p}} dj \right]^{\frac{\varepsilon_p}{\varepsilon_p-1}} \geq Y_t \quad j \in [0,1] \quad (16)$$

که $\varepsilon_p \in (1, \infty)$ کشش جانشینی است. هدف تولیدکننده کالای نهایی، حداکثرسازی سود با توجه به قید تابع تولید فوق می‌باشد:

$$\max P_t Y_t - \int_0^1 p_t(j) y_t(j) dj \quad (17)$$

$$\text{s. t.} \quad \left[\int_0^1 y_t(j)^{\frac{(\varepsilon_p-1)}{\varepsilon_p}} dj \right]^{\frac{\varepsilon_p}{\varepsilon_p-1}} \geq Y_t \quad (18)$$

حل این مسئله، تقاضا برای کالای واسطه‌ای را به صورت زیر ارائه می‌کند:

$$y_t(j) = \left[\frac{p_t(j)}{P_t} \right]^{-\varepsilon_p} Y_t \quad (19)$$

همچنین شرط سود صفر تولیدکننده کالای نهایی، منجر خواهد شد به:

$$P_t = \left[\int_0^1 p_t(j)^{1-\varepsilon_p} dj \right]^{\frac{1}{1-\varepsilon_p}} \quad (20)$$

۳-۵-۳- بنگاه تولیدکننده کالای واسطه

بنگاه‌های تولیدکننده کالای واسطه‌ای، نیروی کار را از خانوار می‌گیرند و دستمزد W_t را به آن‌ها پرداخت می‌کنند. همچنین سرمایه را اجاره و عایدی R_t^K را پرداخت می‌کنند. بنگاه زام، $Y_t(j)$ را بر اساس تابع کابداگلاس با بازده ثابت نسبت به مقیاس (همگن از درجه یک نسبت به نیروی کار و سرمایه) تولید می‌کند:

$$Y_t(j) = A_t L_t(j)^{1-\eta} K_{t-1}(j)^\eta \quad (21)$$

که در آن A_t تکنولوژی تولید است که از فرآیند خودرگرسیون مرتبه اول $AR(1)$ تبعیت می‌کند.

بنگاه‌های واسطه‌ای هزینه خود را با توجه به سطح مشخصی از تولید، حداقل می‌کنند. به عبارت دیگر:

$$\min W_t L_t(j) + R_t^K K_{t-1}(j) + \zeta_t^j [Y_t(j) - A_t L_t(j)^{1-\eta} K_{t-1}(j)^\eta] \quad (22)$$

چون همه بنگاه‌ها با تکنولوژی مشابه و قیمت نهاده‌ای مشابه مواجه هستند، حداقل‌سازی هزینه، نیازمند نسبت مشابه سرمایه و نیروی کار برای تمام بنگاه‌ها است:

$$\frac{W_t L_t}{R_t^K K_{t-1}} = \frac{1-\eta}{\eta} \quad (23)$$

ضریب لاگرانژ می‌تواند به عنوان هزینه نهایی اسمی تفسیر شود. لذا هزینه نهایی حقیقی برای تمام بنگاه‌ها توسط رابطه زیر به دست می‌آید:

$$MC_t = \frac{\xi_t^j}{P_t} = \frac{1}{A_t} \left(\frac{1}{1-\eta} \right)^{1-\eta} \left(\frac{1}{\eta} \right)^\eta \left(\frac{W_t}{P_t} \right)^{1-\eta} (R_t^K)^\eta \quad (24)$$

تولیدکنندگان کالاهای واسطه‌ای با مسئله دیگری نیز مواجه هستند. فرض شده است که بنگاه‌ها، با محدودیت کالو^۱ (۱۹۸۳) و شاخص‌بندی جزئی بر روی تناوب تعدیل قیمت خود مواجه هستند. مطابق با این محدودیت، در هر دوره تنها به نسبت $1 - \theta_p$ از بنگاه‌ها می‌توانند قیمت‌هایشان را به صورت بهینه تنظیم مجدد کنند و نسبت θ_p از بنگاه‌ها به صورت جزئی قیمت‌هایشان را مطابق با تورم دوره قبل، تعدیل می‌کنند:

$$P_{t+1} = (\pi_t)^{\tau_\pi} P_t \quad (25)$$

τ_π پارامتری است که درجه شاخص‌بندی قیمت را مشخص می‌کند. مسئله حداقل‌سازی سود انتظاری بنگاهی که می‌تواند راجع به قیمت خود بهینه‌یابی انجام دهد عبارت است از:

$$\text{MAX } E_t \sum_{K=0}^{\infty} (\theta_p \beta)^K \frac{\xi_{t+K}}{\xi_t} Y_{t+K}(j) \left[(\pi_{t+K-1})^{\tau_\pi} \frac{P_t(j)}{P_{t+K}} - MC_{t+K} \right] \quad (26)$$

عامل تنزیل تصادفی و ξ مطلوبیت نهایی مصرف است.

با توجه به محدودیت کالو، در هر دوره زمانی بخشی از بنگاه‌ها می‌توانند قیمت‌های خود را به صورت بهینه تنظیم کنند (\hat{P}_t) و بقیه قیمت‌های خود را با استفاده از نرخ تورم گذشته شاخص‌بندی می‌کنند، شاخص قیمت کل مطابق با متوسط وزنی زیر است:

$$P_t = \left\{ \theta_p [P_{t-1} (\pi_{t-1})^{\tau_\pi}]^{1-\varepsilon_p} + (1 - \theta_p) (\hat{P}_t)^{1-\varepsilon_p} \right\}^{\frac{1}{1-\varepsilon_p}} \quad (27)$$

ترکیب معادلات ۲۶ و ۲۷ منجر به معادله‌ای برای تورم می‌شود که به منحنی فیلیپس تلفیقی^۲ کنزین‌های جدید مشهور است. صورت لگاریتم خطی شده این منحنی عبارت است از:

$$\hat{\pi}_t = \frac{\beta}{1+\beta\tau_\pi} E_t \hat{\pi}_{t+1} + \frac{\tau_\pi}{1+\beta\tau_\pi} \hat{\pi}_{t-1} + \frac{1}{1+\beta\tau_\pi} \frac{(1-\theta_p\beta)(1-\theta_p)}{\theta_p} \widehat{MC}_t \quad (28)$$

^۱ Calvo

^۲ Hybrid Phillips curve

۳-۵-۴- دولت و بانک مرکزی

به دلیل عدم استقلال بانک مرکزی در ایران، نمی‌توان دولت و بانک مرکزی را به صورت دو بخش مجزا مدل‌سازی کرد، بلکه باید هر دو بخش را در یک چارچوب در نظر گرفت. دولت سعی می‌کند تا هزینه‌های خود را از طریق درآمدهای حاصل از دریافت مالیات از خانوارها، فروش اوراق مشارکت و درآمد حاصل از فروش نفت متوازن سازد. چنانچه با وجود این سه منبع درآمدی، کسری اتفاق افتد، دولت از طریق استقراض از بانک مرکزی که به معنای خلق پول است، اقدام به تأمین مالی کسری بودجه خود خواهد کرد. قید بودجه اسمی دولت به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود (خیابانی و امیری^۱، ۱۳۹۳):

$$\Delta D_t^{G,n} + \Delta B_t^n = G_t^n + r_{t-1} B_{t-1}^n - T_t \quad (29)$$

که در آن ΔB_t^n تغییرات اوراق مشارکت اسمی نگهداری شده توسط مردم، $\Delta D_t^{G,n}$ تغییرات خالص بدهی اسمی دولت به بانک مرکزی، T_t مالیات است و با توجه به اینکه با افزایش درآمد ملی، پایه‌های مالیاتی و به تبع آن مالیات افزایش پیدا می‌کند؛ لذا مالیات را به صورت تابعی از درآمد ملی در نظر می‌گیریم طوری که از یک قاعده به صورت زیر پیروی می‌کند:

$$\log T_t = \rho_T \log Y_t + u_t^T \quad u_t^T \sim i. i. d. N(0, \sigma_T^2) \quad (30)$$

بعلاوه فرض می‌کنیم مخارج دولت تابعی کاب داگلاس از درآمدهای نفتی، مالیات‌ها و شوک مخارج دولت می‌باشد:

$$G_t = \alpha r_t^\nu \cdot T_t^{1-\nu} \cdot u_t^G \quad u_t^G \sim i. i. d. N(0, \sigma_G^2) \quad (31)$$

از سوی دیگر ترازپرداخت‌های بانک مرکزی به صورت زیر می‌باشد:

$$\Delta M_t^C + \Delta RB_t = \Delta FR_t + \Delta D_t^G \quad (32)$$

که در آن ΔM_t^C تغییرات پول، ΔRB_t تغییرات منابع بانک‌ها، ΔFR_t تغییرات دارایی‌های خارجی بانک مرکزی به صورت اسمی هستند. در معادله فوق، $\Delta M_t^C + \Delta RB_t$ همان تغییرات پایه پولی یا پول پر قدرت است که با نماد ΔM_t نشان داده می‌شود. از این رو:

$$\Delta M_t = \Delta M_t^C + \Delta RB_t \quad (33)$$

ترکیب معادلات مربوط به قید بودجه دولت و بانک مرکزی، حساب تلفیقی دولت و بانک مرکزی را به دست می‌دهد، که به صورت حقیقی زیر می‌باشد:

$$M_t - FR_t + B_t = \frac{M_{t-1}}{\pi_t} - FR_{t-1} + G_t + R_{t-1} \frac{B_{t-1}}{\pi_t} - T_t \quad (34)$$

¹ Khiabani & Amiri (2014)

از آنجایی که جریان تولید نفت عمدتاً به ذخایر نفتی یک کشور وابسته بوده و چندان با افزایش سرمایه و کار نمی‌توان آن را تغییر داد، در این مطالعه تولید نفت از طریق بنگاه‌های تولیدی، مدل‌سازی نشده و به صورت برون‌زا تعیین می‌شود. چون قیمت نفت در بازارهای جهانی تعیین می‌شود و سهمیه صادراتی ایران نیز از طریق اوپک مشخص می‌گردد، درآمدهای ارزی حاصل از صادرات نفت به صورت برون‌زا بوده و فرض می‌شود که از یک فرآیند خودرگرسیون مرتبه اول به شکل زیر تبعیت می‌کند:

$$or_t = \rho_{or} or_{t-1} + (1 - \rho_{or}) \bar{or} + u_t^{or} \quad u_t^{or} \sim i. i. d. N(0, \sigma_{or}^2) \quad (35)$$

اکنون جهت کامل شدن مدل فرض می‌شود که ابزار سیاست‌گذاری پولی در اختیار بانک مرکزی، نرخ رشد حجم پول (پایه پولی) است. آنچه مسلم است سیاست‌گذاران پولی همیشه در پس ذهن خود، هدفی برای تورم در نظر دارند که به آن حساس بوده‌اند و با مشاهده انحراف تورم اتفاق افتاده از این هدف ضمنی، به شکل کاهش یا افزایش نرخ رشد حجم پول، عکس‌العمل نشان می‌دهند؛ همچنین سیاست‌گذاران پولی به دنبال تثبیت اقتصاد هستند و نسبت به رکود و رونق حساس می‌باشند؛ لذا فرض می‌شود تابع عکس‌العمل سیاست‌گذار پولی به نحوی است که بر اساس آن سیاست‌گذار، نرخ رشد حجم پول را به گونه‌ای تعیین می‌کند تا به اهداف خود که حفظ ثبات تورم و کاهش نوسان تولید از تولید بالقوه (شکاف تولید) است، برسد. بر این اساس تابع عکس‌العمل سیاست‌گذار پولی به صورت زیر نمایش داده می‌شود (کمیجانی و توکلیان، ۱۳۹۱):

$$\dot{m}_t = \rho_{mb} \dot{m}_{t-1} + \lambda^\pi \pi_t + \lambda^y y_t + u_t^m \quad (36)$$

که در آن u_t^m شوک پولی است که فرض می‌شود از یک فرآیند خودرگرسیون مرتبه اول تبعیت می‌کند، بعلاوه رابطه ۳۷ تعریف رشد پایه پولی است که به صورت خطی لگاریتمی ارائه شده است:

$$\dot{m}_t = \hat{m}_t - \hat{m}_{t-1} + \hat{\pi}_t \quad (37)$$

۴- کاربرد تجربی

در این مطالعه، از ۹۶ مشاهده به صورت فصلی طی دوره ۱:۱۳۷۰ تا ۴:۱۳۹۳ استفاده شده است. داده‌های سری زمانی مورد نیاز از بانک اطلاعات سری‌های زمانی بانک مرکزی اخذ

¹ Komijani & Tavakolian (2012)

شده و شامل مخارج مصرفی دولت، تولید ناخالص داخلی، شاخص قیمت مصرف‌کننده، حجم پول و درآمد نفت می‌باشد.^۱

۴-۱- تعیین مقدار بهینه λ و تخمین مدل

جهت تعیین مقدار مطلوب پارامتر λ و وقفه بهینه، یک دامنه از مقادیر λ و مرتبه وقفه ۱ تا ۴ در نظر گرفته و تابع لگاریتم راستنمایی نهایی برآورد می‌شود. دامنه λ انتخاب شده جهت تخمین عبارت است از:

$$\lambda = \{0/5, 0/75, 1, 2, 5, 10, \infty\} \quad (38)$$

وزن بهینه با ماکزیمم کردن تابع لگاریتم راستنمایی نهایی به دست می‌آید؛ باید توجه شود وزن بهینه باید بزرگ‌تر یا مساوی شرط زیر باشد:

$$\lambda_{\min} \geq \frac{k+n}{T} \text{ و } k = 1 + np \quad (39)$$

متغیرهای برون را $n =$ وقفه $p =$

در جدول ۱ مقدار لگاریتم تابع راستنمایی نهایی به ازای وقفه‌ها و λ های مختلف به دست آمده است. مشاهده می‌شود بیشترین مقدار تابع، در وقفه ۳ و با λ ی معادل ۰/۷۵ به دست می‌آید؛ بدین معنی است که نمونه استفاده شده، جهت تخمین مدل VAR شامل ۹۶ مشاهده واقعی و ۷۲ مشاهده ساختگی می‌باشد (نسبت Prior مدل DSGE به داده‌های واقعی $\frac{\lambda}{1+\lambda} = 0/43$ می‌باشد؛ بدین معنی است که مدل ۴۳ درصد و داده‌ها ۵۷ درصد در تشکیل مدل DSGE-VAR نقش دارند).

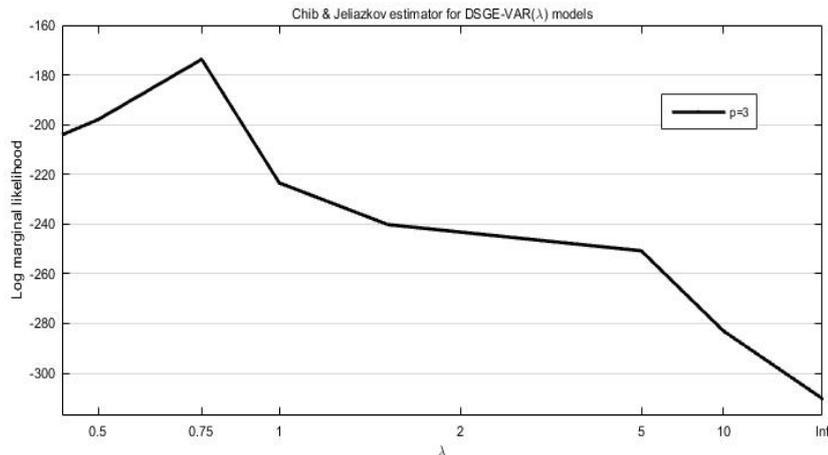
جدول (۱): مقدار لگاریتم تابع راستنمایی نهایی

λ	lag(1)	lag(2)	lag(3)	lag(4)
0/5	-۱۹۰/۸۹	-۲۰۱/۹۱	-۱۹۷/۹۷	-۲۵۹/۳۴
0/75	-۲۲۳/۹۴	-۲۱۰/۵۵	-۱۷۳/۷۲	-۲۵۳/۳۴
۱	-۲۱۰/۴۵	-۲۲۵/۴۹	-۲۲۳/۴۴	-۲۱۲/۵۷
۲	-۲۲۷/۸۸	-۲۴۲/۳۷	-۲۳۵/۷۹	-۲۵۲/۱۴
۵	-۲۴۳/۵۴	-۲۵۲/۱۶	-۲۵۰/۷۶	-۲۶۳/۰۴۳
۱۰	-۲۸۹/۹۱	-۲۹۲/۱۹	-۲۸۳/۰۶	-۲۷۳/۳۲
inf	-۳۱۳/۲۱	-۳۲۱/۵۶	-۳۱۰/۲۲	-۳۰۷/۵۸

منبع: محاسبات تحقیق

^۱ نرم‌افزارهای مورد استفاده، Dynare و YADA در محیط MATLAB جهت تخمین و پیش‌بینی مدل DSGE-VAR، نرم‌افزار EViews جهت پیش‌بینی مدل VAR و نرم‌افزار RATS جهت پیش‌بینی مدل BVAR می‌باشند.

در نمودار ۱ لگاریتم تابع راستنمایی نهایی به ازای وقفه ۳ و λ های مختلف رسم شده است. مشاهده می‌شود تابع با افزایش مقدار λ ، افزایش می‌یابد به حداکثر مقدار خود در λ معادل ۰/۷۵ می‌رسد و پس از آن دوباره روند کاهشی پیدا می‌کند.



نمودار (۱): تابع لگاریتم راستنمایی نهایی ($P = 3$)

منبع: یافته‌های تحقیق

حال پس از تعیین وقفه و وزن بهینه، اقدام به تخمین مدل DSGE-VAR می‌کنیم. در جدول ۲ تعدادی از مقادیر پیشین پارامترهای مدل DSGE و مقادیر پسین حاصل از مدل DSGE-VAR با وقفه ۳ و با λ ی معادل ۰/۷۵ ارائه شده است.

جدول (۲): توزیع پیشین و پسین پارامترهای مدل

پارامتر	توضیحات	توزیع	میانگین پیشین	میانگین پسین
<u>تابع مطلوبیت مصرف کننده</u>				
β	نرخ ترجیحات زمانی مصرف کننده	بتا	۰/۹۶	۰/۸۹۸
σ_c	عکس کشش جانشینی بین دوره‌ای مصرف	گاما	۱/۵۷۱	۱/۴۷۴
ϕ	عکس کشش عرضه کار	گاما	۲/۱۷	۲/۱۷۳
σ_m	عکس کشش تراز نقدی	گاما	۲/۳۹	۲/۴۰۷
<u>کشش‌ها</u>				
η	کشش ستانده نسبت به سرمایه	بتا	۰/۴۲	۰/۴۹۶
ν	کشش مخارج دولت نسبت به درآمد نفت	بتا	۰/۷۴	۰/۷۰۸
θ_p	درصد بنگاه‌های که به تعدیل قیمت خود نمی‌پردازند	بتا	۰/۵	۰/۷۹۶
<u>تابع عکس‌العمل سیاست‌گذار پولی</u>				
λ^π	ضریب اهمیت تورم در تابع عکس‌العمل سیاست پولی	نرمال	-۲/۳	-۲/۳
λ^y	ضریب اهمیت تولید در تابع عکس‌العمل سیاست پولی	نرمال	-۱/۵	-۱/۴۹

منبع: مطالعات تجربی پیشین^۱ و محاسبات تحقیق

^۱ جهت مقادیر پیشین از مطالعات توکلیان (۱۳۹۱) و خیابانی، امیری (۱۳۹۳) استفاده شده است.

در خصوص انتخاب ضریب اهمیت تورم و تولید در تابع عکس‌العمل سیاست‌گذار پولی، لازم به توضیح می‌باشد زمانی که تورم افزایش می‌یابد، بانک مرکزی رشد پایه پولی را کاهش می‌دهد و اگر اقتصاد در رکود باشد، بانک مرکزی رشد پایه پولی را افزایش می‌دهد؛ لذا مطابق با مبانی نظری، ضریب آن‌ها منفی در نظر گرفته شده است.

۴-۲- شناسایی^۱

لازم است تا مدل‌های DSGE-VAR به سؤالات سیاست‌گذاران نیز پاسخ دهند؛ سؤالاتی از قبیل اینکه «شوک‌های سیاست پولی یا سیاست مالی چه اثری بر تورم خواهند داشت؟». در ادبیات اقتصادی مدل‌هایی که می‌توانند به این سؤالات پاسخ دهند با عنوان «شناسایی شده^۲» شناخته می‌شوند. علت این نامگذاری آن است که آن‌ها می‌توانند تأثیر (ضربه-واکنش) شوک‌ها را از سایر اختلالات در اقتصاد تمیز دهند و در نتیجه اثرات شوک وارده را ارزیابی کنند.

به منظور دانستن اینکه چطور مسئله شناسایی در فرآیند DSGE-VAR عمل می‌کند، مفید است تا به بررسی این موضوع در مدل‌های استاندارد VAR بپردازیم:

می‌توان به راحتی ماتریس وارینانس-کواریانس تغییرات VAR (U) در معادله ۲ را که ما Σ_U نامیدیم، تخمین زد. مسئله این است که این تغییرات، تفسیر اقتصادی ندارد؛ زیرا آن‌ها شوک سیاست پولی، تکنولوژی یا مخارج دولت و ... نیستند. محقق تمایل دارد تا تصویری داشته باشد (که ما آن را Ω می‌نامیم) بین شوک‌های قابل تفسیر اقتصادی (که ما آن را E می‌نامیم) و شوک‌هایی که نمی‌توانیم تفسیر کنیم (U).

$$U = \Omega E \quad (40)$$

با در دست داشتن Ω ، محاسبه توابع ضربه-واکنش شوک سیاست پولی که یکی از عناصر E است، آسان می‌باشد. با استفاده از معادله ۴۰، می‌توان شوک سیاست پولی را به سمت U برد و سپس با استفاده از معادله ۲، شوک U را به سمت متغیر مورد نظر (Y) برد. مسئله شناسایی این است که Ω به‌طور کلی نمی‌تواند از داده‌ها به دست آید (دل‌نگرو و اسکورفید، ۲۰۰۳).

جهت توضیح بیشتر مسئله، در نظر بگیرید معادله ۱ به‌صورت فرم خلاصه شده از VAR ساختاری نوشته شود:

¹ Identification

² Identified

$$B_0 y_t = B_c + B_1 y_{t-1} + \dots + B_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (41)$$

$$\Rightarrow y_t = \Phi_0 + \Phi_1 y_{t-1} + \dots + \Phi_p y_{t-p} + u_t \quad (42)$$

$$u_t = B_0^{-1} \varepsilon_t \text{ و } i = c, 1, \dots, p \text{ برای } \Phi_i = B_0^{-1} B_i \text{ که}$$

اگر B_0 را بشناسیم (و معکوس آن منفرد نباشد)، می‌توان تأثیر شوک‌های ساختاری را بررسی کرد. به هر حال B_0 یا B_0^{-1} نمی‌تواند به راحتی از فرم رگرسیون خلاصه شده به دست آیند. محدودیت‌های اضافی جهت شناسایی B_0 نیاز است تا تحمیل شود. تجزیه QR^۱ می‌تواند جهت شناسایی B_0^{-1} نامشخص بکار گرفته شود. بدین معنی که یک تابع متعامد بهنجار Ω^2 و یک ماتریس پائین مثلثی Σ_{tr} وجود دارد به گونه‌ای که $\Sigma_{tr} \Omega = B_0^{-1}$ باشد. لذا تأثیر شوک ساختاری ε_t بر روی متغیرهای درون‌زای y_t در مدل VAR به صورت زیر می‌باشد:

$$\left(\frac{\partial y_t}{\partial \varepsilon_t} \right)_{VAR} = \Sigma_{tr} \Omega = B_0^{-1} \quad (43)$$

Σ_{tr} می‌تواند از ماتریس واریانس-کواریانس خطاهای فرم خلاصه شده با استفاده از تجزیه چولسکی^۳ شناسایی شود؛ زیرا $\Sigma_{tr} \Sigma_{tr}' = \Sigma_u$ که Σ_u ماتریس واریانس-کواریانس u_t می‌باشد، اما به منظور شناسایی تأثیر شوک‌های ساختاری، نیاز است تا Ω را نیز بشناسیم. متأسفانه، تابع راستنمایی (یا ماتریس واریانس-کواریانس باقی‌مانده‌های فرم خلاصه شده) نمی‌تواند سبب شناسایی Ω شود، لذا مقادیر پیشین یا اطلاعات اضافی باید توسط مدل، جهت شناسایی Ω بکار گرفته شود. مدل‌های VAR شناسایی شده، این مسئله را با تحمیل قیودی (از قبیل محدودیت صفر، محدودیت‌های علامتی و ...) بر ماتریس Ω برطرف می‌کند. حال در مدل DSGE-VAR، ما فرم مثلث‌بندی شده ماتریس واریانس-کواریانس Σ_u را حفظ می‌کنیم و Ω را با $\Omega(\theta^*)$ حاصل از مدل DSGE جایگزین می‌کنیم (لیز، متسون و اسمیت^۴، ۲۰۱۱).

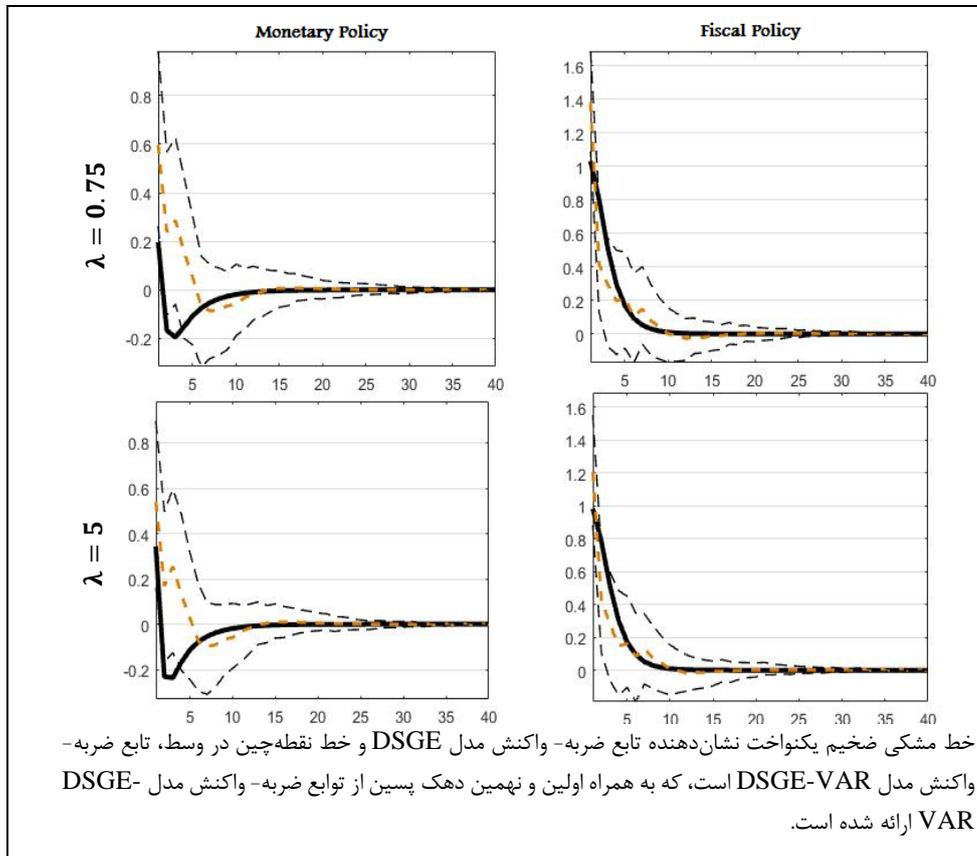
درخصوص نقش λ در فرآیند شناسایی همان‌گونه که بیان شد؛ هنگامی که λ افزایش می‌یابد، DSGE-VAR تمایل خواهد داشت تا با تقریب VAR از مدل DSGE منطبق شود. لذا توابع ضربه-واکنش مدل DSGE-VAR به توابع ضربه-واکنش مدل DSGE نزدیک و نزدیک‌تر خواهند شد. نمودار ۲ این نکته را به صورت تصویری نشان می‌دهد.

¹ QR Decomposition or QR Factorization

^۲ متعامد بهنجار بودن Ω دلالت دارد بر $\Sigma_{tr} \Omega \Omega' \Sigma_{tr}' = \Sigma_u$

³ Choleski Decomposition

⁴ Lees, Matheson & Smith



نمودار (۲): توابع ضربه- واکنش تورم به سیاست پولی و مالی

منبع: یافته‌های تحقیق

در نمودار ۲، توابع ضربه- واکنش تورم نسبت به شوک سیاست پولی و شوک سیاست مالی (مخارج دولت) به ازای λ معادل ۰/۷۵ و ۵ نشان داده شده است. خط مشکی ضخیم یکنواخت، تابع ضربه- واکنش مدل DSGE و خط نقطه‌چین در وسط، تابع ضربه- واکنش مدل DSGE-VAR را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود هنگامی که λ از ۰/۷۵ تا ۵ افزایش می‌یابد، توابع ضربه- واکنش مدل DSGE-VAR و مدل DSGE به یکدیگر نزدیک‌تر می‌شوند، بعلاوه فواصل اطمینان نیز باریک‌تر می‌شوند.

۴-۳- انجام پیش‌بینی و ارزیابی عملکرد آن

به منظور ساختن پیش‌بینی با استفاده از روش DSGE-VAR، ابتدا ماتریسی از پارامترهای VAR (Φ) و ماتریس واریانس- کواریانس Σ_u از توزیع پسین‌شان می‌سازیم. با داشتن Σ_u ، می‌توانیم بردار اختلالات u_{t+1} را بسازیم و سپس با استفاده از VAR به همراه

پارامترهای Φ ، می‌توانیم y_{t+1} را محاسبه کنیم. داشتن اختلالات بیشتر ما را قادر می‌سازد تا توالی از پیش‌بینی‌ها $y_{t+1}, \dots, y_{t+3}, y_{t+2}$ را با استفاده از پیش‌بینی‌های گذشته محاسبه کنیم (بدین معنی که پیش‌بینی‌ها پویا هستند). با تکرار این فرآیند، ما توزیعی از پیش‌بینی‌ها را می‌سازیم که با محاسبه میانگین پیش‌بینی‌ها در هر افق زمانی، آن‌ها را خلاصه می‌کنیم. با انجام این کار، پیش‌بینی‌های متوالی برای هر افق زمانی به دست می‌آوریم (هوج، رایبسون و استارت^۱، ۲۰۰۸).

به منظور بررسی مزیت استفاده از Priorهای مدل DSGE در پیش‌بینی، به تعدادی مدل رقیب نیازمندیم. در این مطالعه به بررسی پیش‌بینی حاصل از روش DSGE-VAR در مقایسه با پیش‌بینی‌های حاصل از روش VAR نامقید و VAR با Prior مینسوتا می‌پردازیم. توزیع پیشین مینسوتا اغلب فرض می‌کند که سطح هر سری اقتصادی به شدت ماندگار است؛ بدین معنی که آن‌ها دارای ریشه واحد هستند. لذا میانگین Prior برای ضریب وقفه مرتبه اول یک است و میانگین Priorها برای ضرایب سایر وقفه‌ها، صفر است و این Priorها برای وقفه‌های بیشتر، سخت‌گیرانه‌تر در نظر گرفته می‌شود.^۲

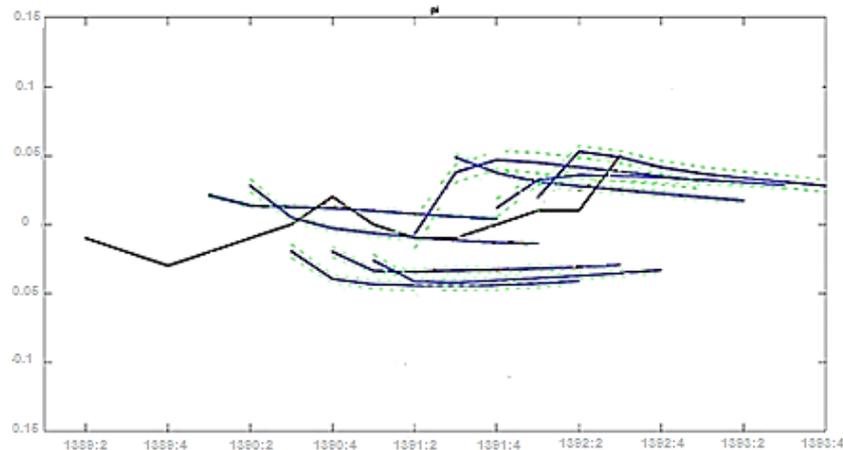
هر سه مدل به صورت بازگشتی^۳ برای دوره زمانی Q_1 ۱۳۷۰ تا Q_4 ۱۳۹۱ تخمین زده شده‌اند، سپس پیش‌بینی برون نمونه‌ای مدل‌ها برای افق زمانی ۱ تا ۸ فصل رو به جلو و برای زیرنمونه Q_1 ۱۳۹۰ تا Q_4 ۱۳۹۳ انجام می‌گیرد.^۴

^۱ Hodge, Robinson & Stuart

^۲ انحراف معیار Prior بر روی ضریب Φ_{pjk} (p نشان‌دهنده طول وقفه است) معادل $p^{-\pi_3} \pi_1^{-1} \pi_2^{1-I(j,k)}$ است؛ $I(j, k)$ شاخصی است که اگر $j = k$ باشد برابر با یک است و در غیر این صورت صفر است. π_1 محدودیت کلی Prior است و به تبعیت از اندرو هوج و دیگران (۲۰۰۸)، آن را ۰٫۲ در نظر گرفته‌ایم، π_2 توزیع پیشین را قادر می‌سازد تا بر روی وقفه سایر ضرایب سخت‌گیرانه‌تر عمل کند و ما $\pi_1 = \pi_2$ در نظر گرفته‌ایم و π_3 توزیع پیشین سخت‌گیرانه‌تر روی وقفه‌های طولانی‌تر تحمیل می‌کند و ما آن را معادل با ۰٫۵ تنظیم کرده‌ایم.

^۳ Recursive

^۴ باید در نظر داشت که نتایج ارائه شده در این بخش، مختص مدل DSGE شرح داده شده در بخش قبل می‌باشد؛ مدل‌های پیچیده‌تر می‌تواند نتایج متفاوت و حتی بهتری را ایجاد کنند.



نمودار (۳): پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای نرخ تورم توسط مدل DSGE-VAR

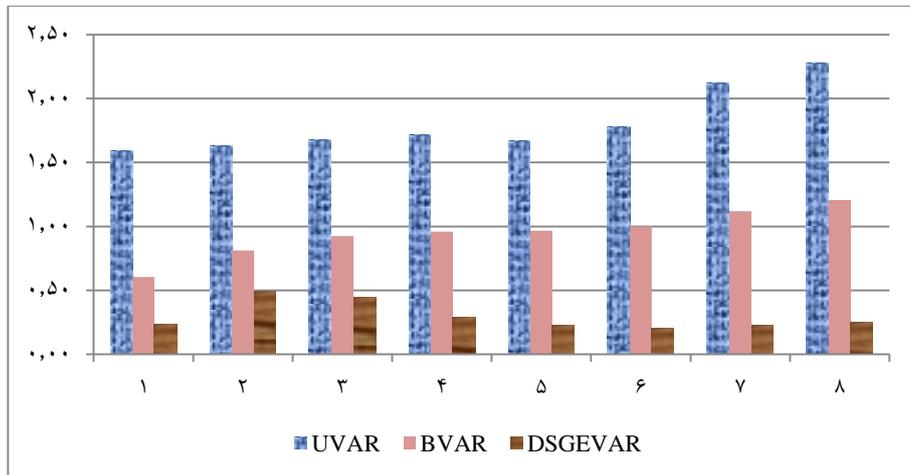
منبع: یافته‌های تحقیق

همان‌طور که در نمودار ۳ مشاهده می‌شود، اولین تخمین برای زیرنمونه‌ای از $1370Q1$ تا $1389Q4$ صورت می‌گیرد و پیش‌بینی برای ۸ فصل رو به جلو از $1390Q1$ تا $1391Q4$ انجام می‌شود، در ادامه نمونه به میزان یک مشاهده افزایش می‌یابد و برای دوره $1370Q1$ تا $1390Q1$ تخمین زده می‌شود و سپس پیش‌بینی برای ۸ فصل رو به جلو یعنی از $1390Q2$ تا $1392Q1$ ساخته می‌شود و به همین ترتیب؛ توجه شود که خط آبی پیش‌بینی ۸ مرحله جلوتر و خط مشکی ارزش داده‌های واقعی را نشان می‌دهد. دقت پیش‌بینی اساساً نشان‌دهنده معیاری جهت ارزیابی اعتبار مدل‌ها و راهنمایی‌کننده سیاست‌گذاران جهت انتخاب مدل مناسب می‌باشد. پیش‌بینی اقتصاد کلان با دقت بیشتر، یک امر بسیار مهم در سیاست‌گذاری می‌باشد؛ زیرا به توضیح و تعدیل عملکرد سیاست‌های موجود کمک می‌کند. روش‌های مختلفی جهت اندازه‌گیری دقت پیش‌بینی وجود دارد، رایج‌ترین آن‌ها میانگین مجذور خطا پیش‌بینی^۱ است. هر مدلی که کمترین مقدار از میانگین مجذور خطا را داشته باشد، به عنوان بهترین مدل پیش‌بینی انتخاب می‌شود. در این بررسی نیز از معیار مزبور استفاده شده است، این معیار به صورت زیر می‌باشد:

$$RMSE(h) = \sqrt{\frac{1}{T_{\max} - T_{\min}} \sum_{\tau=T_{\min}}^{T_{\max}} (y_{\tau+h} - \hat{y}_{\tau+h|\tau})^2} \quad (44)$$

^۱ Root-Mean-Squared Forecast Errors (RMSEs)

$Y_{\tau+h}$ مقدار مشاهده شده از متغیر و $\hat{Y}_{\tau+h|\tau}$ پیش‌بینی متغیر بر مبنای اطلاعات موجود در زمان τ است (کانسولو، فاورو و پاساگنینی^۱، ۲۰۰۹ و پاساگنینی، ۲۰۱۱).



نمودار (۴): مقایسه میانگین مجذور خطای پیش‌بینی‌ها

منبع: یافته‌های تحقیق

در نمودار ۴ میانگین مجذور خطای روش DSGE-VAR در مقایسه با نتایج حاصل از روش VAR نامقید و روش BVAR از یک تا هشت فصل جلوتر ارائه شده است. مشاهده می‌شود در تمام دوره‌های پیش‌بینی مدل DSGE-VAR نسبت به دو روش دیگر، دارای میانگین مجذور خطای کمتری است به عبارت دیگر دقت پیش‌بینی بالاتری داشته است. در جدول ۳ نیز درصد منفعت در میانگین مجذور خطای روش DSGE-VAR در مقابل سایر روش‌های پیش‌بینی برای متغیر تورم به عنوان یکی از متغیرهای کلیدی اقتصاد، از یک تا هشت فصل جلوتر، محاسبه شده است.

جدول (۳): درصد منفعت در میانگین مجذور خطای روش DSGE – VAR در مقابل

سایر روش‌ها

افق زمانی	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
UVAR	۵/۹۱	۲/۳۱	۲/۷۸	۴/۸۵	۶/۴۴	۷/۶۳	۸/۳۶	۸/۱۲
BVAR	۱/۶۲	۰/۶۴	۱/۰۹	۲/۲۷	۳/۲۹	۳/۸۵	۳/۹۳	۳/۸۲

منبع: محاسبات تحقیق

^۱ Consolo, Favero & Paccagnini

با توجه به جدول ۳ می‌توان به دو سؤال پاسخ داد، اول اینکه آیا لحاظ Priorهای مدل DSGE دقت پیش‌بینی را نسبت به مدل VAR نامقید بهبود می‌دهد؟ به عبارت دیگر به هنگام پیش‌بینی محدودیت‌های که مدل DSGE بر مدل VAR تحمیل می‌کند، به صورت مفید یا مضر عمل می‌کند؟ سطر اول جدول ۳ به این سؤال پاسخ می‌دهد؛ اعداد مثبت بیانگر آن است که استفاده از Priorهای مدل DSGE در مدل VAR، دقت پیش‌بینی را نسبت به مدل VAR نامقید بهبود داده است؛ تمام اعداد مثبت و اغلب آن‌ها بزرگ هستند که نشان‌دهنده بهبود اساسی در دقت پیش‌بینی است. چون مدل VAR نامقید دچار مشکل وفور پارامتر می‌باشد، به ندرت جهت پیش‌بینی استفاده می‌شوند. با این حال با وجود این نتایج، هنوز مشخص نیست که DSGE-VAR می‌تواند به عنوان یک ابزار جهت پیش‌بینی استفاده شود یا نه. لذا دومین سؤال این است که دقت پیش‌بینی‌های روش DSGE-VAR نسبت به مدل‌هایی که اساساً جهت پیش‌بینی استفاده می‌شوند، چگونه است؟ مدل معیاری^۱ که در این مطالعه استفاده شده است، روش VAR با Prior مینسوتا می‌باشد. سطر دو جدول ۳ به این سؤال پاسخ می‌دهد؛ همانند سطر یک اعداد مثبت ولی کوچک‌تر هستند و بیانگر این نکته است که مدل DSGE-VAR نسبت به مدل BVAR نیز طی دوره مورد بررسی، عملکرد بهتری داشته است.

۵- نتیجه‌گیری

امروزه در ادبیات اقتصادی، ثبات سطح قیمت‌ها به عنوان یکی از اهداف اصلی سیاست‌گذاران در نظر گرفته می‌شود. برای نیل به این هدف، سیاست‌گذاران پولی باید بتوانند تورم دوره‌های آتی را با دقت بالا پیش‌بینی کنند تا با اتخاذ سیاست مناسب پولی، نوسانات سطح قیمت‌ها را کنترل نمایند. بدین منظور مدل‌های پیش‌بینی گوناگونی در رقابت با یکدیگر توسعه یافته‌اند. مدل خودرگرسیون برداری سابقه طولانی به عنوان ابزاری جهت پیش‌بینی و تجزیه و تحلیل‌های سیاستی دارد. از مزایای این مدل آن است که نیازی به تعیین متغیرهای درون‌زا و برون‌زا در مدل نیست؛ اما مشکل، آن است که از اطلاعات تئوریکی اندکی در خصوص روابط بین متغیرها استفاده می‌کند و از سوی دیگر در مدل VAR تعداد زیادی پارامتر نیاز است تخمین زده شود که برخی از آن‌ها ممکن است بی‌معنی نیز باشند، به خصوص در مواردی که تعداد مشاهدات چندان زیاد نیست پیش‌بینی‌های مدل را دچار انحراف می‌کنند؛ یک راه جهت رفع مشکل وفور پارامترهای

^۱ Benchmark model

مدل VAR، استفاده از روش بیزین است. بسته به اینکه از چه نوع تابع پیشینی در روش بیزین استفاده شود می‌توان به نتایج متفاوتی دست یافت. توابع پیشین متعددی در مدل‌های خودرگرسیون برداری بیزین بکار گرفته می‌شود؛ تفاوت این مطالعه با مطالعات قبلی، تحمیل کردن اطلاعات پیشین، از مدل‌های تعادل عمومی بر مدل VAR می‌باشد که تحت عنوان مدل DSGE-VAR شناخته می‌شود.

در این مطالعه عملکرد پیش‌بینی مدل خودرگرسیون برداری با استفاده از اطلاعات پیشین مینسوتا و اطلاعات حاصل از مدل تعادل عمومی مورد ارزیابی قرار گرفت. هر سه مدل VAR نامقید، BVAR مینسوتا و DSGE-VAR بر روی داده‌های ایران و طی دوره زمانی ۱۳۷۰ تا ۱۳۹۱ تخمین زده شده‌اند. اولین تخمین برای زیرنمونه‌ای از ۱۳۷۰ تا ۱۳۸۷ و آخرین مورد با استفاده از زیرنمونه ۱۳۷۰ تا ۱۳۹۱ انجام شده و سپس جهت پیش‌بینی تورم برای ۱ تا ۸ فصل رو به جلو و برای افق زمانی ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۳ مورد استفاده قرار گرفتند. مقایسه دقت پیش‌بینی روش‌های فوق با استفاده از شاخص RMSE نشان‌دهنده عملکرد بهتر روش DSGE-VAR در قیاس با دو مدل رقیب، طی دوره زمانی مورد بررسی می‌باشد. نتیجه اصلی این مطالعه آن است که روش DSGE-VAR راهی مفید جهت متعادل کردن ارتباط میان تئوری‌های اقتصادی و داده‌های دنیای واقعی است، به‌ویژه زمانی که هدف، ساختن مدلی جهت پیش‌بینی می‌باشد.

فهرست منابع

۱. افشاری، زهرا، و بیات، مرضیه (۱۳۹۳). مقایسه قدرت پیش‌بینی منحنی فیلیپس کنزین جدید هابیریدی و مدل ARIMA از تورم. *فصلنامه علوم اقتصادی*، ۸ (۲۶)، ۱-۱۲.
 ۲. بیات، سعید، و کرمی، هومن (۱۳۹۲). تاریخچه پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی. *پژوهشکده پولی و بانکی*، بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران.
 ۳. توکلیان، حسین (۱۳۹۱). بررسی منحنی فیلیپس کینزی جدید در قالب یک مدل تعادل عمومی پویای تصادفی برای ایران. *مجله تحقیقات اقتصادی*، ۴۷ (۳)، ۱-۲۲.
 ۴. حیدری، حسن، و جوهری سلماسی، پرینا (۱۳۹۴). عملکرد مدل‌های مختلف خودرگرسیون برداری بیزی جهت پیش‌بینی متغیرهای کلان اقتصادی ایران: کاربرد روش نمونه‌گیری گیبس. *فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران*، سال بیستم (۶۲)، ۵۷-۷۹.
 ۵. خیابانی، ناصر، و امیری، حسین (۱۳۹۳). جایگاه سیاست پولی و مالی ایران با تأکید بر بخش نفت با استفاده از مدل‌های DSGE. *فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی*، ۱۴ (۵۴)، ۱۳۳-۱۷۳.
 ۶. کمیجانی، اکبر، و توکلیان، حسین (۱۳۹۱). سیاست‌گذاری پولی تحت سلطه مالی و تورم هدف ضمنی در قالب یک الگو تعادل عمومی پویای تصادفی برای اقتصاد ایران. *فصلنامه تحقیقات الگوسازی اقتصادی*، ۲ (۸)، ۸۷-۱۱۷.
 ۷. گلستانی، شهرام؛ گرگینی، مصطفی، و حاج عباسی، فاطمه (۱۳۹۱). مقایسه توانایی پیش‌بینی مدل‌های VAR، ARIMA و شبکه عصبی: تقاضای جهانی نفت. *فصلنامه اقتصاد محیط زیست و انرژی*، سال اول (۴)، ۱۴۵-۱۶۸.
 ۸. وبسایت بانک مرکزی ایران، آمار و داده‌ها (www.cbi.ir).
1. Adolfson, M., Lassen, S., Linde, J., & Villani, M. (2007). Bayesian estimation of an open economy DSGE model with incomplete pass-through. *Journal of International Economics*, 72, 481-511.
 2. Afshari, Z., & Bayat, M. (2014). Comparison of the predictive power of the hybrid Phillips curve and the ARIMA model of inflation. *Journal of economics*, 8 (26), 1-12 (In Persian).
 3. Altug, S. (1989). Time to build and aggregate fluctuations: Some new evidence. *International Economic Review*, 30 (4), 889-920.
 4. Bayat, S., & Karami, H. (2013). History of economic variables. *Monetary and Banking Institute*, Central Bank of the Islamic Republic of Iran (In Persian).
 5. Bekiros, S., & Paccagnini, A. (2015). Estimating point and density forecasts for the US economy with a factor-augmented vector autoregressive DSGE model. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 19, 107-136.
 6. Bekiros, S., & Paccagnini, A. (2014). Forecasting the US economy with a factor-augmented vector autoregressive DSGE model. *Business School*, Working paper.

7. Bekiros, S., & Paccagnini, A. (2014). Bayesian forecasting with small and medium scale factor-augmented vector autoregressive DSGE models. *Computational Statistics and Data Analysis*, 71, 298–323.
8. Consolo, A., Favero, C., & Paccagnini, A. (2009). On the statistical identification of DSGE models. *Journal of Econometrics*, 150, 99-115.
9. Del Negro, M., & Schorfheide, F. (2004). Priors from general equilibrium models for VARS. *International Economic Review*, 45(2), 643–673.
10. Del Negro, M., & Schorfheide, F. (2003). Take your model bowling: Forecasting with general equilibrium models. *Economic Review, Federal Reserve Bank of Atlanta*.
11. Fair, R.C. (1984). Specification, estimation and analysis of macroeconomic models. *Cambridge, Mass: Harvard University Press*.
12. Golestani, Sh., Gregini, M., & Haj Abbasi, F. (2012). Comparison of the ability to predict VAR, ARIMA and neural network models: Global oil demand. *Journal of environmental and natural resource economics*, (4), 145-168 (In Persian).
13. Gupta, R., & Steinbach, R. (2013). A DSGE-VAR for forecasting key South African macroeconomic variables. *Economic Modeling*, 33, 19-33.
14. Heidari, H., & Johari Salmasi, P. (2015). Performance of different models of bayesian vector regression for estimation of Iran's macroeconomic variables: Application of Gibbs sampling. *Journal of Economics Research*, (62), 57-79 (In Persian).
15. Hodge, A., Robinson, T., & Stuart, R. (2008). A small BVAR-DSGE for forecasting the Australian economy. *Reserve Bank of Australia, Research Discussion Paper 2008/04*.
16. Ireland, P. (2004). A method for taking models to the data. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 28, 1205-1226.
17. Ireland, P. (1997). A small, structural, quarterly model for monetary policy evaluation. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 47, 83–108.
18. Khiabani, N., & Amiri, H. (2014). The position of monetary and fiscal policies with emphasizing on oil sector with DSGE models (the case of Iran). *Journal of Economics Research*, 14(54), 133-173 (In Persian)
19. Klein, L.R., & Goldberger, A.S. (1955). An econometric model of the United States: 1929-1953. *Amsterdam: North-Holland*.
20. Komijani, A., & Tavakolian, H. (2012). Monetary policy under fiscal dominance and implicit inflation target in Iran: A DSGE approach. *Journal of Economic Modeling Research*, 2(8), 87-117 (In Persian).
21. Leeper, E., & Sims, C. (1994). Toward a modern macroeconomic model usable for policy analysis, NBER macroeconomics annual. *Cambridge and London: MIT Press*.
22. Lees, K., Matheson, T. & Smith, C. (2011). Open economy forecasting with a DSGE-VAR: Head to head with the RBNZ published forecasts. *International Journal of Forecasting*, 27, 512-528.

23. Lucas, R.E. (1976). Econometric policy evaluation: A critique. *Amsterdam: North-Holland*.
24. Paccagnini, A. (2011). DSGE models evaluation and hybrid models: A comparison. Working paper, *European University Institute, Florence*.
25. Pop, R. (2016). A small-scale DSGE-VAR model for the Romanian economy. *Economic Modeling*, 67, 1-9.
26. Salehi Sarbiyan, M. (2016). Modeling and predicting of Iran's economic growth using ANFIS, markov switching and ARIMA models. *Quarterly Journal of Economic growth and development research*, 6(24), 51-64 (In Persian).
27. Sargent, T. (1989). Two models of measurements and the investment accelerator. *Journal of Political Economy*, 97 (2), 251-287.
28. Schorfheide, F. (2000). Loss function-based evaluation of DSGE models. *Journal of Applied Econometric*, 15, 645-670.
29. Sims, C.A. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica*, 1-48.
30. Slutsky, E. (1927). The summation of random causes as the source of cyclic processes. *Econometrica*, 105-146.
31. Smets, F., & Wouters, R. (2003). An estimated stochastic dynamic general equilibrium model of the Euro Area. *Journal of the European Economic Association*, 1, 1123-1175.
32. Taylor, J. (1993). Macroeconomic policy in a world economy: Form econometric design to practical operation. *New York: North*.
33. Yule, G.U. (1921). On the time-correlation problem, with special reference to the variate-difference correlation method. *Journal of the Royal Statistical Society*, 84, 497-526.
34. Yule, G.U. (1926). Why do we sometimes get nonsense correlations between time series? A study in sampling and the nature of time series. *Journal of the Royal Statistical Society*, 89, 1-64.
35. Yule, G.U. (1927). On a method of investigating periodicities in disturbed series with special reference to Wolfer's sunspot numbers. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 226, 98-267.
36. Central Bank of Iran (www.cbi.ir).