فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران/ سال بیستم/ شماره ۶۲/ بهار ۱۳۹۴/ صفحات ۷۹-۵۷

عملکرد مدل‌های مختلف خود رگرسیون برداری بیزی جهت پیش بینی متغیرهای کلان اقتصادی ایران: کاربرد روش نمونه‌گیری گیبس

حسن حیدری[۱]

پریسا جوهری سلماسی[۲]

تاریخ ارسال: ۱۳۹۲/۱۱/۱۹ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۳/۲۵

چکیده

داشتن تورمی پایین و رشد اقتصادی پایدار، هدف نخست سیاستگذاران اقتصادی است که برای رسیدن به این هدف طلایی، پیش بینی قابل اطمینان از متغیرهای کلان اقتصادی نقش مهمی ایفا می کند. در این مطالعه سعی شده است تا عملکرد مدل های خودرگرسیون برداری بیزی با اطلاعات (Priors) متفاوت برای پیش بینی متغیرهای کلان در اقتصاد ایران ارزیابی شود. ویژگی منحصر به فرد این مقاله استفاده از الگوریتم گیبس برای تخمین مدل BVAR و مقایسه آن با دو مدل BVAR شبه بیزی است که در آنها از اطلاعات نرمال ویشارد (Normal Wishard) ومینستا (Minnesota) استفاده شده است، جهت ارزیابی دقت پیش بینی متغیرهای کلان اقتصادی است. در این مطالعه مقایسه دو مدل BVAR شبه بیزی فوق و BVAR با الگوریتم گیبس با توزیع پیشین یکسان مینستا نشان می‌دهد که مقدار MSFE در پیش بینی متغیر های اقتصادی برای ۴ دوره در مدل BVAR با الگوریتم گیبس کمتر بوده و این مدل در کل عملکرد بهتری در پیش بینی متغیرهای کلان اقتصادی فوق نسبت به مدل‌های شبه بیزی دارد.

واژگان کلیدی: ***BVAR*، *الگوریتم گیبس، پیش بینی، توزیع پیشین نرمال ویشارد*، ، *توزیع پیشین مینستا، ایران.***

---

۱. دانشیار اقتصاد دانشگاه ارومیه h.heidari@urmia.ac.ir

۲. دانشجوی دکتری اقتصاد دانشگاه ارومیه p.johari@urmia.ac.ir

طبقه بندی JEL: E31,E17,C53,C32,C11 .

۱. مقدمه

پیش بینی رشد اقتصادی در کشورهای مختلف و طی سالیان متمادی به دلیل اینکه میزان رفاه و ثروت افراد جامعه را نشان می دهد، بسیار با اهمیت بوده است. همچنین روشن است که تورم آینده برای برنامه ریزان اجتماعی، سیاستگذاران اقتصادی و مخصوصاً اتخاذ و اجرای سیاست های پولی به وسیله بانک مرکزی نیز از اهمیت وافری برخوردار است. از این رو پیش بینی تورم و رشد اقتصادی در فرایند سیاستگذاری پولی از حساسیت زیادی برخوردار است. براین اساس، بالا بردن دقت پیش بینی های کمی از ضروریات سیاستگذاری پولی می باشد. در حال حاضر اکثر دولت ها و بانک های مرکزی، سیاست-های مالی و پولی خود را نه صرفا بر مبنای وضع موجود بلکه بر مبنای پیش بینی های کوتاه و بلند مدت از متغیر های کلیدی اقتصادی تدوین کرده و به مورد اجرا می گذارند. چنین اهمیتی باعث شده است تا تحقیقات در زمینه مدل ها و روش های پیش بینی در چند دهه اخیر، با شتاب بیشتری مواجه شده، به طوری که امروزه در ادبیات اقتصاد سنجی و اقتصاد کاربردی شاهد مدل ها و روش های جدید پیش بینی هستیم.

مطالعات فراوانی در دنیا در زمینه پیش بینی رشد اقتصادی و تورم با روش های مختلف صورت گرفته است: مدل‌های ساختاری، که مبتنی بر نظریه خاصی در اقتصاد هستند یا به نوعی در جهت تبیین ساختار اقتصادی تدوین می‌شوند، نمونه ای از مدل هایی می‌باشند که برای پیش بینی مورد استفاده قرار گرفته اند. این مدل ها اگرچه قادر به تبیین نسبی وضع موجود بوده و از لحاظ تحلیلی به عنوان ابزار مناسبی برای سیاست گذاری اقتصادی مورد استفاده قرار گرفته اند، ولی متاسفانه در زمینه پیش بینی سابقه چندان موفقی از خود به جای نگذاشته اند. روش دوم پیش بینی، استفاده از مدل‌های سری زمانی است که در این مدلها وظیفه پیش بینی متغیر های اقتصادی بیش از هر چیز به عهده خودشان گذاشته می شود. در واقع این مدل ها، قوی ترین منبع برای توضیح تغییرات، خود آن متغیر محسوب می‌شود.

ضعف عمده مدل های سری زمانی عبارت از این است که به محقق اجازه تعیین سهم نسبی سایر عوامل در تغییرات متغیر مورد نظر را نمی‌دهند و لذا برای سیاست گذاری استفاده کمتری دارند که این ضعف با ارائه مدل های سری زمانی چند متغیره برداری رفع گردید. ازاینرو روش سوم پیش بینی متغیرهای کلان اقتصادی استفاده از مدل های خودرگرسیون برداری[1] می باشد، در این مدل ها تمام متغیرهای درونزای مدل تابعی از مقادیر باوقفه متغیرهای درونزا می‌باشند. مدل های VAR نیز دارای یک مشکل اساسی هستند، این مشکل که وفور پارامتر[2] برای تخمین نامیده می‌شود در مواردی که تعداد مشاهدات چندان زیاد نیستند، بیشتر بروز می کند و پیش بینی های مدل را دچار انحراف می‌نماید. لذا باید به دنبال راهی بود که تعداد پارامترهای مدل را کاهش داده و مدل ها را مقید نمود. روش های بیزی به عنوان روشی برای غلبه بر این مشکل به طور روز افزون مورد توجه محققان قرار گرفته است (کوپ و کروبیلیس ۲۰۱۰).

این روش با تکیه بر قضیه بیز[3] و استفاده از تحلیل آماری، ابتدا در تخمین ضرایب مدل های ساختاری که در بخش کلاسیک توسعه یافته بود، مورد استفاده قرار گرفت. با توسعه مدل سازی غیر ساختاری VAR، روش شناسی بیزی برای تخمین یک مدل VAR به کار گرفته شد، که به مدل BVAR مشهور گردید. از آن جا که در روش بیزی، لازم است توزیع پیشین و شرطی از طریق قضیه بیز تلفیق گردد و توزیع پسین حاصل شود، تعیین اطلاعاتی کمّی به شکل واریانس و میانگین های پیشین ضرورت می یابد (راست و سیگوین، ۱۹۹۵؛ بوریسف، ۱۹۹۷). استفاده از مدل های بیزی مدل هایی غنی و انعطاف پذیر می سازند و عملکرد پیش بینی را بهبود می بخشند. مزیت اصلی این مدل ها ایجاد توزیع های پیشین است که به عملکرد و پیش بینی بهتر مدل کمک بسیار می کند. اما کدام توزیع پیشین مناسب تر است و نتایج بهتری ارائه می دهد؟ این پژوهش سعی در پاسخ به این سوال اساسی در پیش بینی متغیرهای کلان اقتصادی دارد.

1. Vector Auto Regressive (VAR)
2. Over Parameterization
3. Bayes Theorem

مقاله حاضر در پنج بخش کلی ارائه شده است. در بخش بعدی، مروری اجمالی بر مطالعات نظری و مطالعات تجربی انجام شده در خارج و داخل کشور صورت گرفته است. در بخش سوم تصریح مدل و روش پژوهش و داده های مورد استفاده در مقاله معرفی شده اند. بخش چهارم اختصاص به مدل تجربی و ارائه نتایج برآورد مدل دارد و نهایتا بخش پنجم به نتیجه‌گیری اختصاص یافته است.

۲. مبانی نظری و مروری بر مطالعات گذشته

سیمز(۱۹۸۰) از جمله منتقدان شیوه مدلسازی ساختاری بود و با بیان این واقعیت که مدل سازان برای شناسایی معادله های مدل، قیود ساختگی را تحمیل می نمایند این گونه مدلسازی را رد نمود. در عوض، شیوه مدل سازی بردارهای خودرگرسیونی غیر مقید[1] (UVAR) را پیشنهاد دادکه یک شیوه غیر ساختاری[2] است و مبتنی بر مبانی تئوریک خاصی نیست. با اینحال، یکی از ایراداتی که مدل های UVAR دارند، تعداد زیاد پارامترها جهت تخمین می باشد. در کشورهایی مثل ایران که از نظر طول داده ها محدودیت وجود دارد این مشکل بیشتر بروز می کند و پیش بینی های مدل را منحرف می سازد. لیترمن(۱۹۸۶،۱۹۸۴)[3] و دوان و همکاران(۱۹۸۴)[4] برای غلبه بر این مشکل روش های خودرگرسیون برداری بیزی BVAR را پیشنهاد دادند. در تکنیک بیزی یک الگوریتم مونت کارلو زنجیره مارکوف[5] یا نمونه سازی[6] دیگر مثل گیبس[7] برای محاسبه توزیع های پیشین مورد استفاده قرار می گیرد.

سیمز (۱۹۹۸)، کاربرد توزیع های پیشین مختلف را در مدل‌های BVAR مطرح نمود و نتایج تحقیقات مختلف نیز نشان می‌دهد که مدل های BVAR در پیش بینی متغیرهای اقتصادی عملکرد بهتری نسبت به مدل های VAR دارا می باشند. چراکه رویکرد بیزی

1. Unrestricted VAR (UVAR)
2. Non-Structural
3. Litterman (1984,1986)
4. Doan, et al (1984)
5. Markov Chain Monte Carlo(MCMC)
6. Sampling
7. Gibss

اطلاعات و داده ها را با توزیع های پیشین مورد تحقیق ترکیب می کند. و علاوه بر اطلاعات نمونه ای، از اطلاعات پیشین در دسترس محقق نیز استفاده می گردد. در ادامه با مروری بر ادبیات موضوع به برخی از مطالعات صورت گرفته در این زمینه اشاره می‌شود:

آمیسانو و سراتی[1] (۲۰۰۴)، در مطالعه خود برای پیش بینی متغیرهای اقتصادی اتحادیه اروپا نشان دادند که مدل های BVAR زمان- متغیر[2] عملکرد بهتری در پیش بینی نسبت به سایر مدلها دارند. هونگ و لی[3](۲۰۰۶)، با دو روش CF[5], CI[4] به پیش بینی تورم و رشد اقتصادی ایالات متحده آمریکا پرداختند و نشان دادند که روش CF موفق تر از روش CI عمل کرده وپیش بینی های دقیق تری ارائه می دهد. برگر و استرهولم (۲۰۰۸)[6] نیز جهت بررسی علت گرنجری بین رشد حجم پول و تورم در اقتصاد آمریکا از مدل های BVAR استفاده نمودند و نشان دادند که مدل های BVAR پیش بینی های دقیق تری را نسبت به سایر مدل ها انجام می دهند. کرانیز(۲۰۱۱)[7] عملکرد سه مدل پیش بینی VAR، BVAR وSVEC[8] را با استفاده از داده های آمریکا و منطقه اروپا مورد ارزیابی قرار داد و نتیجه گرفت که SVEC بدترین و BVAR با اطلاعات مینستا[9]بهترین پیش بینی ها را برای GDP ارائه دادند. هوانگ[10](۲۰۱۲)، در مطالعه خود برای کشور چین به بررسی توزیع پیشین مناسب برای پیش بینی رشد و تورم چین پرداخت. نتایج مطالعه وی حاکی از آن است که توزیع پیشین مینستا برای پیش بینی بهترین عملکرد را داشته است.

در ایران نیز مطالعات متعددی برای پیش بینی متغیرهای کلان اقتصادی با استفاده از مدل های مختلف صورت گرفته است، به عنوان نمونه: حیدری و پروین (۲۰۰۸)، به پیش بینی تورم در ایران با استفاده از مدل های BVAR نرمال پرداختند. نتایج این مطالعه حاکی از

1. Amisano and Serati (2004)
2. Time Varying
3. Huang, Lee,(2006)
4. Factorizing yield curve information directly(CI)
5. Factorizing yield curve information indirectly(CF)
6. Berger and Osterholm (2008)
7. Krainz (2011)
8. Structural vector error correction
9. Minnesota
10. Huang (2012)

این است که هر چند دقت پیش بینی تورم در انواع مدل های BVAR بستگی به تعداد وقفه ها و پارامترهای کنترل زمان و افق های پیش بینی دارد، ولی در کل مدل های BVAR زمان – متغیر [1] پیش بینی بهتری از تورم نسبت به مدل های BVAR با توزیع پیشین لیترمن [2] دارند.

متوسلی و مزرعتی (۱۳۹۰)، پیش بینی و تحلیل سیاستی از تقاضای حامل های انرژی در ایران برای دوره ۱۳۷۰ تا ۱۳۷۶را با تخمین مدل BVAR با استفاده از اطلاعات پیشین قرینه و عمومی مینستا و با روش تایل گلد برگر [3] انجام دادند و نتایج حاکی از آن است که مدل BVAR نسبت به مدل VAR دارای خطای کمتر در پیش بینی است.

صادقی شاهدانی و همکاران (۱۳۹۱)، به بررسی اثر شوک های پولی بر متغیرهای کلان اقتصادی با استفاده از روش BVAR برای داده های ایران طی دوره ۱۳۶۷ تا ۱۳۸۹ پرداختند و به این نتیجه رسیدند که تابع پیشین SSVS [4] نسبت به سایر توابع پیشین مناسب‌تر است.

حیدری (۲۰۱۲) نیز از توزیع پیشین های مختلف برای پیش بینی تورم در ایران استفاده کرده است. نتایج وی نشان می دهد که در چارچوب روش شبه بیزی، مدلهای BVAR با Normal-Wishart prior پیش بینی دقیق تری از تورم ایران ارائه می‌دهند. همچنین نتایج نشان می دهند که عموما در مدلهای جمع و جور (Parsimonious) مدل BVAR با g-prior عملکرد بهتری نسبت به مدل BVAR با توزیع پیشین لیترمن دارند.

همان طور که مشاهده می شود اکثر مطالعات صورت گرفته، از روش شبه بیزی [5] VAR استفاده کردند و تعداد مطالعاتی که در دنیا روش های بیزی خالص [6] و الگوریتم های موجود از جمله MCMC و یا نمونه گیری گیبس را در مدل های BVAR مورد استفاده

1. Time - Varying
2. Litterman
3. Theil-Goldberger
4. Stochastic search variable selection
5. Quasi BVAR
6. Pure Bayesian

قرار داده اند، بسیار محدود می باشند. در واقع ویژگی برجسته این مطالعه که وجه تمایز این مطالعه با سایر مطالعات انجام گرفته نیز می باشد، استفاده از الگوریتم گیبس در مدل های BVAR و نیز استفاده از توزیع های پیشین نرمال ویشارد و مینستا می‌باشد همچنین در این مقاله دو مدل خود رگرسیون برداری شبه بیزی با مدل خودرگرسیون برداری بیزی با الگوریتم گیبس مقایسه شده اند.

۳. معرفی داده،تصریح مدل و روش پژوهش

۳-۱. معرفی داده ها و مدل مورد استفاده

متغیر های مورد استفاده در مدل VAR مورد نظر در این پژوهش بر اساس مدل مورد استفاده قرار گرفته در مطالعه نوبیلی[1](۲۰۰۵)، که عبارتند از: تولید ناخالص داخلی به قیمت ثابت (GDP)، تورم(INF)، نقدینگی M2 ، نرخ سود کوتاه مدت بانکی (متغیر جایگزین برای نرخ بهره R)، نرخ ارزحقیقی($EER = ER \times \frac{CPI_{USA}}{CPI_{IRAN}}$) می باشد. تمامی متغیر ها بصورت فصلی تعدیل شده و بجز تورم و نرخ بهره بقیه متغیرها به صورت لگاریتم طبیعی هستند. همچنین دوره مورد بررسی از سال ۱۳۶۸ تا ۱۳۸۶ می باشد. کلیه داده ها از سایت بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران و بانک جهانی استخراج شده اند.

۳-۲. روش پژوهش

روش بیزی

بر خلاف روش کلاسیک که برای آزمون معنا داری آماری ضرایب از استنتاج آماری بهره می جوید، در روش بیزی، اساس کار مبتنی بر تحلیل آماری و بر اساس توزیع های احتمالی می باشد. روش بیزی مبتنی بر قضیه بیز می باشد که آن نیز مبتنی بر منطق استقرایی است. بر خلاف منطق قیاسی که در آن معمولاً « زمانی که قضیه درست باشد، حتما نتیجه هم درست خواهد بود»، در منطق استقرایی، این صحت جنبه احتمالی پیدا می کند و بسته به

1. Andrea Nobili (2005)

تعداد تفسیرها و مدل هایی که قضیه در آن صدق می کند، میزان صحت نتایج سنجیده می شود. (گاور، ۱۹۹۷).

بر اساس قضیه بیز، احتمال وقوع حوادث A,B را می توان به صورت روابط زیر تبیین نمود:

$$P(A,B) = P(A|B) \times P(B) \quad \text{(الف)}$$

$$P(A,B) = P(B|A) \times P(A) \quad \text{(ب)} \quad (1)$$

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \times P(A)}{P(B)} \quad \text{(ج)}$$

به منظور تخمین بیزی از ضرایب، لازم است اطلاعات پیشین به صورت میانگین و واریانس های پیشین تعیین گردیده و از طریق قضیه بیز در فرایند تخمین ضرایب وارد می گردند. برای تخمین بیزی از ضرایب، روش قیود تصادفی تایل – گلد برگر (تخمین مخلوط) مورد استفاده قرار می گیرد و همچنین در صورتیکه توزیع پیشین و شرطی به شکل همانند در نظر گرفته شود و تابع زیان برای ضرایب به صورت درجه دوم باشد، میانگین توزیع پسین به عنوان تخمین زن بیزی از ضرایب لحاظ می شود (گرین ۱۹۹۳).

تمامی مدل های بیزی سه جزء اصلی دارند: تابع چگالی پیشین[1]، تابع راستنمایی[2] و تابع چگالی پسین[3]. بسته به اینکه از چه نوع تابع پیشینی در مدل استفاده شود می توان به نتایج مختلفی دست یافت. بنابراین انتخاب تابع پیشین مناسب در مدل های بیزی اهمیت فراوانی دارد. از آنجا که مدلهای BVAR نیز نسبت به نوع تابع پیشین حساس هستند، در این مقاله از دو تابع پیشین مختلف برای تخمین مدل استفاده شده و در نهایت بهترین تابع پیشین با توجه به نتایج پیش بینی انتخاب می‌گردد.

مدل خودرگرسیون برداری بیزین

مدل خودرگرسیون برداری نامقید با n معادله و p دوره وقفه که به صورت VAR(p) نمایش داده می شود را می توان به صورت زیر نوشت:

1. Prior density function
2. Likelihood function
3. Posterior density function

$$\acute{y}_t = \acute{z}_t c + \sum_{j=1}^{p} \acute{y}_{t-j} A_j + \acute{\varepsilon}_t ; \ t = 1, \dots . T \qquad (۲)$$

که در آن y_t بردار $n\times1$ شامل متغیرهای وابسته بوده، z_t بردار $h\times1$ اجزای ثابت و متغیر های برونزا، c و A_j به ترتیب ماتریس $h\times n$ و $n\times n$ ضرایب مدل و ε_t بردار اجزای خطاست و $\varepsilon_t^{iid} \sim N_n(0,\sum)$ فرض شده است. ماتریس واریانس کوواریانس $\sum$ نیز یک ماتریس معین مثبت مجهول با ابعاد $n\times n$ است.

با تعریف بردار $\acute{x}_t = (z_t, \acute{y}_{t-1}, \dots, \acute{y}_{t-p})$ می توان مدل ارائه شده در معادله‌ی (۲) را به صورت زیر بازنویسی نمود:

$$Y = XA + \varepsilon \qquad (۳)$$

به گونه ای که

$$Y = \begin{pmatrix} \acute{y}_1 \\ \vdots \\ \acute{y}_T \end{pmatrix}, X = \begin{pmatrix} \acute{x}_1 \\ \vdots \\ \acute{x}_T \end{pmatrix}, A = \begin{pmatrix} C \\ A_1 \\ \vdots \\ A_P \end{pmatrix}, \varepsilon = \begin{pmatrix} \acute{\varepsilon}_1 \\ \vdots \\ \acute{\varepsilon}_T \end{pmatrix}$$

باشد.

همان طور که مشاهده می شود ماتریس Y به گونه ای تعریف شده است که ابعاد آن $T\times n$ بوده و تمامی T مشاهدات مربوط به هر یک از متغیرهای وابسته را در سطرهای جداگانه نشان می دهد.

با در نظر گرفتن $K = h + np$ به عنوان تعداد ضرایب موجود در هر یک از معادلات VAR، ماتریس X ابعاد $T\times K$ خواهد داشت. همچنین $\alpha = vec(A)$ یک بردار $nk \times 1$ بوده که تمامی ضرایب (و اجزای ثابت) VAR را در یک بردار انباشته است. تعداد ضرایب این مدل برابر با nk می باشد.

قیود مشخص کننده مدل VAR از طریق مقید نمودن عناصر موجود در ماتریس ضرایب (A) و ماتریس کواریانس اجزاء خطا $(\sum)$ قابل دستیابی است. مقید نمودن $\sum$ از طریق مقید نمودن اجزای سازنده آن امکان پذیر است، لذا باید به دنبال مقید نمودن ماتریس بالا مثلثی Ψ که در معادله ی زیر صدق می کند، بود:

$$\sum^{-1} = \Psi\acute{\Psi} \quad (۴)$$

برای اطمینان از معین مثبت بودن ماتریس دقت ($\sum^{-1}$) باید فرض کنیم $\psi_{ii} > 0$ باشد. (صادقی شاهدانی و همکاران ۱۳۹۱)

توابع پیشین

توزیع پیشین مزدوج طبیعی[1]

این نوع توابع به گونه ای هستند که باعث می‌شوند توزیع توابع پیشین، راست نمایی و پسین[2] از یک خانواده باشد.

توزیع پیشین مزدوج طبیعی به شکل:

$$\alpha|\sum \sim N(\alpha, \sum \otimes V) \quad (۵)$$

و

$$\sum^{-1} \sim W(\upsilon, S^{-1}) \quad (۶)$$

است. توزیع پسین برای α و $\sum$ به شکل زیر در می آید :

$$\alpha|\sum, y \sim N(\overline{\alpha}, \sum \otimes \overline{V}) \quad (۷)$$

$$\sum^{-1}|y \sim w\ (\bar{v}, \bar{s}^{-1}) \quad (۸)$$

به گونه ای که:

$$\overline{V} = (V^{-1} + \acute{X}X)^{-1},$$
$$\overline{\alpha} = vec(\overline{A}),$$
$$\overline{A} = \overline{V}(V^{-1}A + \acute{X}X\widehat{A}),$$
$$\bar{v} = T + v,$$
$$\overline{S} = S + \underline{S} + \widehat{A}'X'X\widehat{A} + A'V^{-1}A - \overline{A}'(V^{-1} + X'X)\overline{A}$$ می‌باشد.

برای درک اینکه چگونه روش تخمین بیزی، اطلاعات پیشین محقق را با داده های مشاهده شده ترکیب می کنند، کافیست به مقادیر پسین نشان داده شده در معادلات با دقت بنگریم. در اقتصادسنجی بیزین از میانگین وزنی ماتریس $\widehat{A}$ و مقدار پیشین آن (A) برای تخمین A

1. Natural Conjugate
2. Posterior

استفاده می کنند. وزن های بکار رفته در این میانگین وزنی به ترتیب متناسب با توان و شدت اطلاعات اولیه (V^{-1}) و وزن اطلاعات موجود در مشاهدات ($\acute{X}X$) هستند. با انتگرال گیری از تابع پسین شرطی (۸) نسبت به Σ می توان توزیع پسین $P(\alpha|Y)$ را به دست آورد. این توزیع یک توزیع چند متغیره تی – استیودنت (t) خواهد بود، که میانگین آن $\overline{\alpha}$ و درجه آزادی آن $\overline{\nu}$ خواهد بود.[1]

توزیع پیشین مینستا[۲]

توزیع پیشین مینستا که به وسیله لیترمن (۱۹۸۶) ارائه شد بصورت زیر می‌باشد:

$$\mathrm{vec}(\varphi) \sim N(\Delta, M) \qquad (۹)$$

که در آن:

$$\Delta_{ij} = \begin{cases} 1, \text{if } i = j, \text{for } 1^{st} \text{ lag} \\ 0, \qquad\qquad \text{if } i \neq j \end{cases}, M_{ij} = \begin{cases} \dfrac{\vartheta}{r^2} \\ \dfrac{\vartheta}{r^2} \times \left(\dfrac{\sigma_i}{\sigma_j}\right)^2, \text{if } i \neq j \end{cases}$$

در رابطه فوق σ_i باقی مانده های مدل $AR(P)$ برای متغیر i، ϑ یک پارامتر تنظیمی و r تعداد وقفه ها برای $r = 1,2,\dots p$ است.

توزیع پیشین توزیع بی اطلاعی[۳]

یک توزیع پیشین زمانی توزیع بی اطلاعی دارد که در رابطه با تابع راستنمایی[۴] بصورت مسطح[۵] باشد. بنابرین یک توزیع پیشین، توزیع بی اطلاعی است اگر کمترین تاثیر را روی توزیع پسین داشته باشد. توزیع پیشین مبهم[۶]، پراکنده[۷] و مسطح نام های دیگر توزیع بی اطلاعی هستند. یک انتخاب متداول برای توزیع های بی اطلاعی توزیع مسطح است که در بیشتر رگرسیون های خطی نیز توزیع پیشین پارامتر بصورت توزیع بی اطلاعی هستند.

---

۱. صادقی شاهدانی و همکاران (۱۳۹۱)

2. Minnesota prior
3. Noninformative prior
4. Likelihood function
5. Flat
6. Vague
7. Diffuse

بعنوان مثال $\pi(p) \propto 1$ یک توزیع پیشین توزیع بی اطلاعی است. با این حال استفاده از پیشین یکنواخت معادل اضافه کردن دو مشاهده یک و صفر به داده ها است. با n و y مشاهدات اضافه شده می تواند در برآورد پارامتر p تاثیرگذار باشند. تابع احتمال آن به شکل $p^{y}(1-p)^{n-y}$ است، برآوردگر ماکزیمم راستنمایی p برابر y/n می باشد. پیشین یکنواخت را می توان بصورت یک توزیع بتا با پارامتر αوβ در نظر گرفت. توزیع پیشین بی اطلاعی می تواند با همان شیب و مقیاس بصورت توزیع بتا [۱] نوشته شود.[۲]

$$\pi(p) \propto p^{\alpha-1}(1-p)^{\beta-1} \qquad (۱۰)$$

توزیع پسین بتا بصورت زیر نوشته می شود:

$$p^{\alpha+y-1}(1-p)^{\beta+n-y-1} \qquad (۱۱)$$

تخمین مدل های BVAR با استفاده از الگوریتم گیبس[۳]

اگر تابع توزیع متغیر تصادفی مشخص باشد از روش های ساده بیزی می توان استفاده کرد. اما متاسفانه در خیلی موارد، این شرایط، فراهم نیست و در بسیاری مواقع، شکل تابع توزیع احتمال مشخص نمی باشد. برای حل این مشکل، در حالاتی که الگوریتم‌های کلاسیک نمونه‌برداری موجود نیست، عمدتا از تئوری زنجیره مارکوف استفاده می‌شود. به کمک این تئوری می‌توان از توزیع‌های پیچیده، نمونه‌برداری کرد. به کلیه الگوریتم‌های مونت‌کارلویی که برای تولید نمونه‌های تصادفی خود از زنجیره مارکوف استفاده می کنند، الگوریتم MCMCگفته می‌شود. از معروف‌ترین الگوریتم‌های مبتنی بر زنجیره مارکوف، الگوریتم نمونه‌برداری گیبس و الگوریتم نمونه‌برداری Metropolis Hastings می‌باشد. این الگوریتم‌ها، کاربردهای وسیعی دارند که یکی از این کاربردها، استفاده در مدل های BVAR می‌باشد. در پژوهش حاضر از الگوریتم نمونه برداری گیبس استفاده شده است که در ادامه تخمین مدل‌های BVAR با استفاده از این الگوریتم بیان می شود:

یک مدل VAR را می توان بصورت زیر نوشت:

---

1. Beta Distribution

۲. (مهاجر ارومیه ۱۳۹۱)

3. Gibbs sampler

$$Y_t = z_t\beta + \varepsilon_t \qquad (۱۲)$$

که در آن $z_t = I_M \otimes X_t$ و $\varepsilon_{t \sim N(O,\sum)}$. همان طور که مشاهده می شود میتوان مدل VAR مقید را به صورت یک مدل رگرسیون خطی نرمال به شکل ویژه ماتریس کواریانس جزء خطا ها نوشت. توزیع پیشینی که عموما برای این مدل مورد استفاده قرار می گیرد، توزیع پیشین نرمال ویشارد[۱] مستقل است:

$$p(\beta.\textstyle\sum^{-1}) = p(\beta)p(\textstyle\sum^{-1}) \qquad (۱۳)$$

که در آن:

$$\beta \sim N(\beta, V_\beta)$$
$$\textstyle\sum^{-1} \sim W(\nu, S^{-1})$$

این توزیع پیشین بعنوان توزیع پیشین ماتریس کواریانس V_β به جای فرم محدود $\sum \otimes V$ توزیع پیشین مزدوج طبیعی عرضه می شود. بعنوان مثال محقق می تواند یک توزیع پیشین مشابه توزیع پیشین مینستا انتخاب کند اما فرم های مختلف را در معادلات مختلف به کار گیرد.

یک توزیع پیشین بی اطلاعی[۲] میتواند با مجموعه $\mathbf{v} = S = V_\beta^{-1} = 0$ بدست آید.

توزیع های پسین عبارتند از:

توزیع پسین روی $\beta = \mathrm{vec}(B)$:

$$\beta | y, \textstyle\sum^{-1} \sim N(\overline{\beta}, \overline{V}_\beta) \qquad (۱۴)$$

در اینجا $\overline{\beta} = \overline{V}_\beta (V_\beta^{-1}\beta + \sum_{i=1}^{T} \acute{z}^t \sum^{-1}{}_{Y_t})$ و

$$\overline{V}_\beta = (V_\beta^{-1} + \textstyle\sum_{t=1}^{T} \acute{Z}_t \sum^{-1} Z_t)^{-1}$$

توزیع پسین روی $\sum$ عبارت است از:

$$\textstyle\sum^{-1} | y, \beta \sim W(\overline{\nu}, \overline{S}^{-1}) \qquad (۱۵)$$

که در آن $\overline{\nu} = T + \nu$ و $\overline{s} = S + \sum_{t=1}^{T} (y_t - Z_t\beta)(y_t - Z_t\beta)'$ [۳] می باشد.

1. Normal-Wishard prior
2. Noninformative Prior
3. Koop and Korobilis (2009)

توزیع پیشین نرمال ویشارد[1]

در آمار توزیع ویشارت تعمیم چند بعدی توزیع کای‌دو یا به ازای حالاتی که پارامترهای توزیع صحیح نیستند، تعمیم توزیع گاما است. این توزیع به افتخار جان ویشارت نام گذاری شده است. در حقیقت توزیع ویشارت خانواده‌ای از توزیع احتمال روی ماتریس‌های متقارن معین–غیر منفی (non-negative-definite) است. این توزیع، مزدوج پیشین (conjugate prior) پارامتر ماتریس کواریانس در توزیع گاوسی چند متغیره است.

فرض کنید X ماتریس با ابعاد $p \times n$ باشد. هر سطر آن که متغیرهای تصادفی مستقل هستند، از یک توزیع گاوسی p متغیره نمونه گیری شده‌اند.

$$X_{(i)} = \left(x_i^1, \dots, x_i^p\right) \sim N_P(0, V) \qquad (۱۶)$$

در اینصورت توزیع ویشارت توزیع احتمال ماتریس تصادفی $p \times p$ است:

$$S = X^T X \qquad (۱۷)$$

که با نام ماتریس پراکندگی نیز مشهور است. می‌توان این توزیع را به صورت زیر نشان داد:

$$S \sim W_P(V, n) \qquad (۱۸)$$

عدد n درجه آزادی توزیع نامیده می‌شود. به ازای مقادیر $p \le n$ ماتریس S با احتمال ۱ معکوس خواهد داشت. به ازای $P=1,\ v=1$ این توزیع کای‌دو با درجه آزادی n است.

$$n > p - 1$$

برای سادگی فرض می شود یک ماتریس واریانس و کواریانس ثابت و قطری از جملات خطا داریم. بطوریکه یک توزیع پیشین مزدوج طبیعی برای داده های نرمال، نرمال ویشارد نامیده می‌شود.

$$p(\beta|\Sigma) = N\left(\bar{\beta}, \Sigma \otimes \bar{\Omega}\right) \qquad (۱۹)$$

$$P(\Sigma) = iW\left(\bar{\Sigma}, \alpha\right) \qquad (۲۰)$$

با این فرض که $E(\beta) = \bar{\beta}\ ,\ V(\beta) = (\alpha - n - 1)^{-1} \bar{\Sigma} \otimes \bar{\Omega}$

α نشان دهنده درجه آزادی ویشارد معکوس است. $\alpha > n + 1$

1. Normal Wishart

با توجه به فرض قبل ، توزیع پسین به صورت زیر محاسبه میشود:

$$p(\beta|\Sigma, Y) = N(\tilde{\beta}, \Sigma \otimes \bar{\Omega}) \quad (۲۱)$$

$$P(\Sigma|Y) = iW(\tilde{\Sigma}, T + \alpha) \quad (۲۲)$$

که در آن:

$$\tilde{\Omega} = \left(\overline{\Omega^{-1}} + X'X\right)^{-1}, \quad (۲۳)$$

$$\bar{\beta} = \bar{\Omega}\left(\overline{\Omega^{-1}}\bar{\beta} + X'X\hat{\beta}_{OLS}\right), \quad (۲۴)$$

$$\tilde{\Sigma} = \hat{\beta}'_{OLS}X'X\hat{\beta}_{OLS} + \bar{\beta}'\bar{\Omega}^{-1}\bar{\beta} + \bar{\Sigma} + \left(Y - X\hat{\beta}_{OLS}\right)'\left(Y - X\hat{\beta}_{OLS}\right) - \tilde{\beta}'(\bar{\Omega}^{-1} + X'X)\tilde{\beta} \quad (۲۵)$$

همچنین β دارای توزیع t چند متغیره است. (کادیالا و کارلسون، ۱۹۹۷)[1]

استفاده از این توزیع پیشین منوط بر این است که فرض شود Σ و Ω، β مشخص می باشند.

پیش بینی

در این مطالعه داده های آماری طی دوره 1368Q1 تا 1386Q4 برای تخمین پارامترها مورد استفاده قرار گرفته و چهار دوره نهایی داده ها برای پیش بینی داخل نمونه ای مورد استفاده قرار گرفته اند. محاسبه پیش بینی متغیرها با استفاده از روش تکرار (مارسلینو و همکاران ۲۰۰۶)[2] برای ۴ دوره h=1,2,3,4 (۴فصل پشت سرهم) صورت گرفته است.

همچنین در این مطالعه از شاخص میانگین مربعات خطای پیش بینی (MSFE)[3] برای ارزیابی عملکرد هر مدل استفاده شده است که بصورت زیر تعریف می شود:

$$MSFE = \frac{1}{N}\sum_{t=t_0}^{t_1}(y_{t+h|t} - y_{t+h})^2 \quad (۲۶)$$

که در آن $y_{t+h|t}$ پیش بینی از متغیر y_{t+h} در زمان t است. همچنین t_0 اولین دوره مورد پیش بینی و t_1 آخرین دوره پیش بینی است و $N=t_1-t_0$. در تمام مدل های VAR با استناد به شاخص SBC وقفه بهینه، ۲ تخمین زده شده است و کمترین مقدار این شاخص نشان دهنده خوبی پیش بینی برای مدل می باشد.

1.Kadiyala and Karlsson, (1997)
2. Marcellino, Stock and Watson, (2006)
3. Mean Squared Forecast Error (MSFE)

٤. نتایج تجربی

جداول ۱ نتایج تخمین و پیش بینی متغیرهای رشد تولید ناخالص داخلی، تورم، نقدینگی، نرخ بهره و نرخ ارز حقیقی را برای ۴ دوره و با استفاده از دو مدل BVAR Normal و BVAR با الگوریتم گیبس و با توزیع پیشین های مختلف بی اطلاعی، مینستا و مزدوج طبیعی و نرمال ویشارد نشان می دهد.

جدول۱- نتایج پیش بینی متغیرها

	متغیر / Prior	LGDP	INF	LM2	R	LEER
GAUSSIAN(NORMAL) BVAR MODEL	H=1					
	Minnesota	۱۳/۳۸	۲/۰۹	۱۴/۰۳	۱/۹۴	۸/۰۲۵
	Natural conjugate	۱۳/۳۶	۲/۰۸	۱۳/۹۹	۱/۹۰	۸/۰۴
	Noninformative	۱۳/۴۳	۲/۳۲	۱۴/۰۳	۱/۹۰	۷/۹۹
	مقادیر واقعی	۱۳/۲۱	۲/۷۶	۱۴/۰۶۵	۱/۹۴	۷/۹۷
	H=2					
	Minnesota	۱۳/۴۰	۲/۸۴	۱۳/۹۰	۱/۴۵	۸/۰۵
	Natural conjugate	۱۳/۴۰	۲/۲۹	۱۳/۹۳	۱/۴۳	۸/۰۶
	Noninformative	۱۳/۴۲	۲/۲۹	۱۳/۹۲	۱/۴۳	۸/۰۴
	مقادیر واقعی	۱۳/۲۲	۲/۶۵	۱۳/۹۴	۱/۹۴	۸/۰۳
	H=3					
	Minnesota	۱۳/۳۸	۲/۰۸	۱۳/۸۵	۱/۴۵	۸/۰۷
	Natural conjugate	۱۳/۳۱	۲/۱۷	۱۳/۸۳	۱/۴۵	۸/۰۸
	Noninformative	۱۳/۴۳	۲/۱۶	۱۳/۸۵	۱/۴۵	۸/۰۵
	مقادیر واقعی	۱۳/۳۸	۲/۵۱	۱۳/۸۷	۱/۹۴	۸/۰۷
	H=4					
	Minnesota	۱۳/۲۴	۲/۲۹	۱۳/۷۶	۱/۸۶	۸/۱۲
	Natural conjugate	۱۳/۱۹	۲/۲۹	۱۳/۷۴	۱/۸۶	۸/۱۲
	Noninformative	۱۳/۲۶	۲/۳۱	۱۳/۷۶	۱/۹۳	۸/۱۲
	مقادیر واقعی	۱۳/۱۵	۲/۱۳	۱۳/۷۷	۱/۹۴	۸/۰۷
	H=1					
BVAR With Gibbs Sampler Model	Normal Whishart	۱۳/۳۷۱۹	۲/۵۰	۱۴/۰۲۹۸	۱/۹۵	۸/۰۱۸۷
	Minnesota	۱۳/۳۴۲۷	۲/۵۴	۱۴/۰۲۰۱	۱/۹۴۹	۸/۰۲۸۱
	مقادیر واقعی	۱۳/۲۱	۲/۷۶	۱۴/۰۶۵	۱/۹۴	۷/۹۷
	H=2					

GAUSSIAN(NORMAL) BVAR MODEL	متغیر / Prior	LGDP	INF	LM2	R	LEER
	H=1					
	Minnesota	۱۳/۳۸	۲/۰۹	۱۴/۰۳	۱/۹۴	۸/۰۲۵
	Natural conjugate	۱۳/۳۶	۲/۰۸	۱۳/۹۹	۱/۹۰	۸/۰۴
	Noninformative	۱۳/۴۳	۲/۳۲	۱۴/۰۳	۱/۹۰	۷/۹۹
	مقادیر واقعی	۱۳/۲۱	۲/۷۶	۱۴/۰۶۵	۱/۹۴	۷/۹۷
	H=2					
	Minnesota	۱۳/۴۰	۲/۸۴	۱۳/۹۰	۱/۴۵	۸/۰۵
	Natural conjugate	۱۳/۴۰	۲/۲۹	۱۳/۹۳	۱/۴۳	۸/۰۶
	Noninformative	۱۳/۴۲	۲/۲۹	۱۳/۹۲	۱/۴۳	۸/۰۴
	مقادیر واقعی	۱۳/۲۲	۲/۶۵	۱۳/۹۴	۱/۹۴	۸/۰۳
	H=3					
	Minnesota	۱۳/۳۸	۲/۰۸	۱۳/۸۵	۱/۴۵	۸/۰۷
	Natural conjugate	۱۳/۳۱	۲/۱۷	۱۳/۸۳	۱/۴۵	۸/۰۸
	Noninformative	۱۳/۴۳	۲/۱۶	۱۳/۸۵	۱/۴۵	۸/۰۵
	مقادیر واقعی	۱۳/۳۸	۲/۵۱	۱۳/۸۷	۱/۹۴	۸/۰۷
	H=4					
	Minnesota	۱۳/۲۴	۲/۲۹	۱۳/۷۶	۱/۸۶	۸/۱۲
	Natural conjugate	۱۳/۱۹	۲/۲۹	۱۳/۷۴	۱/۸۶	۸/۱۲
	Noninformative	۱۳/۲۶	۲/۳۱	۱۳/۷۶	۱/۹۳	۸/۱۲
	مقادیر واقعی	۱۳/۱۵	۲/۱۳	۱۳/۷۷	۱/۹۴	۸/۰۷
	H=1					
	Normal Whishart	۱۳/۴۲۹۰	۲/۴۸	۱۴/۰۴۸۵	۱/۹۷	۸/۰۴۹۱
	Minnesota	۱۳/۴۱۵۷	۲/۵۳	۱۴/۰۲۳۰	۱/۹۵	۸/۰۶۰۸
	مقادیر واقعی	۱۳/۲۲	۲/۶۵	۱۳/۹۴	۱/۹۴	۸/۰۳
	H=3					
	Normal Whishart	۱۳/۳۸	۲/۱۹۶۷	۱۴/۰۲۶۶	۱/۹۵۵	۸/۱۲۴۷
	Minnesota	۱۳/۴۲۸۹	۲/۱۹	۱۳/۹۵۱۳	۱/۹۴۰۷	۸/۰۷۲۱
	مقادیر واقعی	۱۳/۳۸	۲/۵۱	۱۳/۸۷	۱/۹۴	۸/۰۷
	H=4					
	Normal Whishart	۱۳/۲۶۸۶	۲/۲۷	۱۳/۹۵۵۰	۱/۹۶۰	۸/۱۷۱۷
	Minnesota	۱۳/۳۲۵۳	۲/۲۳	۱۳/۸۹۷۳	۱/۹۴۰۸	۸/۱۰۹۳
	مقادیر واقعی	۱۳/۱۵	۲/۱۳	۱۳/۷۷	۱/۹۴	۸/۰۷

جداول ۲و۳ نتایج شاخص MSFE را برای تک تک متغیر ها بصورت مجزا و برای ۴ دوره با مدل های VAR مختلف نشان می دهد.

جدول۲- MSFE برای مدل خودرگرسیون برداری بیزی با الگوریتم گیبس

برای رشد اقتصادی MSFE				
Model	H=1	H=2	H=3	H=4
VAR- Normal wishard	۰/۰۰۷	۰/۰۱۱*	۰/۰۰۰۰۰۰۴*	۰/۰۰۴*
VAR- Minnesota	۰/۰۰۴*	۰/۰۱*	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۸
برای تورم MSFE				
Model	H=1	H=2	H=3	H=4
VAR- Normal wishard	۰/۰۱۶۹	۰/۰۰۷۲۲	۰/۰۲۴۵۳*	۰/۰۰۴۹
VAR- Minnesota	۰/۰۱۲۱*	۰/۰۰۳۶*	۰/۰۲۵۶	۰/۰۰۲۵*
برای نقدینگی MSFE				
Model	H=1	H=2	H=3	H=4
VAR- Normal wishard	۰/۰۰۰۳*	۰/۰۰۳	۰/۰۰۶	۰/۰۰۹
VAR- Minnesota	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۲*	۰/۰۰۲*	۰/۰۰۴*
برای نرخ بهره MSFE				
Model	H=1	H=2	H=3	H=4
VAR- Normal wishard	۰/۰۰۰۰۲۵	۰/۰۰۰۲۲۵	۰/۰۰۰۰۶۵۲۵	۰/۰۰۰۱
VAR- Minnesota	۰/۰۰۰۰۲۰۲*	۰/۰۰۰۰۲۵*	۰/۰۰۰۰۱۲*	۰/۰۰۰۰۰۰*
برای نرخ ارز حقیقی MSFE				
Model	H=1	H=2	H=3	H=4
VAR- Normal wishard	۰/۰۰۰۶*	۰/۰۰۰۰۹*	۰/۰۰۰۷	۰/۰۰۳
VAR- Minnesota	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۰۰۱*	۰/۰۰۰۴*
برای کل مدل MSFE				
Model	H=1	H=2	H=3	H=4
VAR- Normal wishard	۰/۰۲	۰/۰۲۵	۰/۰۳۹	۰/۰۳۸
VAR- Minnesota	۰/۰۱۷	۰/۰۲۱	۰/۰۳۱	۰/۰۲۸

جدول ۳ – MSFE برای مدل خودرگرسیون برداری شبه بیزی

برای رشد اقتصادی MSFE				
Model	H=1	H=2	H=3	H=4
VAR- Noninformative	۰/۰۱۲۱	۰/۰۱	۰/۰۰۰۶۲۵	۰/۰۰۳۰۲۵
VAR- Minnesota	۰/۰۰۷۲۲۵	۰/۰۰۸۱	۰	۰/۰۰۲۰۲۵
VAR-Natural Conjugate	۰/۰۰۵۶۲۵	۰/۰۰۸۱	۰/۰۰۱۲۲۵	۰/۰۰۰۴
برای تورم MSFE				
Model	H=1	H=2	H=3	H=4

VAR-Noninformative	۰/۰۰۴۸۴	۰/۰۳۲۴	۰/۰۳۰۶۲	۰/۰۰۸۱
VAR-Minnesota	۰/۱۱۲۲	۰/۰۰۹۰۲۵	۰/۰۴۶۲	۰/۰۰۶۴
VAR-Natural Conjugate	۰/۱۱۵۶	۰/۰۳۲۴	۰/۰۲۸۹	۰/۰۰۶۴
MSFE برای نقدینگی				
Model	H=1	H=2	H=3	H=4
VAR-Noninformative	۰/۰۰۰۳۰۶	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۰۲۵
VAR-Minnesota	۰/۰۰۰۳۰	۰/۰۰۰۰۲۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۰۲۵
VAR-Natural Conjugate	۰/۰۰۱۴۰۶	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۲۲۵
MSFE برای نرخ بهره				
Model	H=1	H=2	H=3	H=4
VAR-Noninformative	۰.۰۰۰۴	۰/۰۶۵۰۲۵	۰/۰۶۰۰۲۵	۰/۰۰۰۰۲۵
VAR-Minnesota	۰/۰۰۰۰	۰/۰۶۰۰۲	۰/۰۶۰۰۲۵	۰/۰۰۱۶
VAR-Natural Conjugate	۰/۰۰۰۴	۰/۰۶۵۰۲۵	۰/۰۶۰۰۲۵	۰/۰۰۱۶
MSFE برای نرخ ارز حقیقی				
Model	H=1	H=2	H=3	H=4
VAR-Noninformative	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۰۲	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۶۲۵
VAR-Minnesota	۰/۰۰۰۷۵۶	۰/۰۰۰۲۲۵	۰/۰۰۰۶۸	۰/۰۰۰۶۲۵
VAR-Natural Conjugate	۰/۰۰۱۲۲۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۰۲۵	۰/۰۰۰۶۲
برای کل مدل اقتصادیMSFE				
Model	H=1	H=2	H=3	H=4
VAR-Noninformative	۰/۰۱۷۷۳۱	۰/۰۱۶۶	۰/۰۲۲۱۷۵	۰/۰۱۱۹۲۵
VAR-Minnesota	۰/۰۲۱۱۱۳	۰/۰۲۰۴	۰/۰۳۷۷۵	۰/۰۰۷۳
VAR-Natural Conjugate	۰/۰۱۸۴۳۱	۰/۰۱۶۷۵	۰/۰۳۰۵۵	۰/۰۰۸۰۷۵

مقایسه دو مدل با توزیع پیشین یکسان مینستا نشان می‌دهد که مقدار MSFE در مدل BVAR با الگوریتم گیبس کمتر بوده و این مدل در پیش بینی کلی عملکرد بهتری نسبت به مدل شبه بیزی داشته است. همچنین نتایج مقایسه مقدار MSFE برای دو مدل نشان می-دهند که عملکرد مدل BVAR با الگوریتم گیبس در پیش بینی متغیر های اقتصادی برای ۴ دوره بهتر از مدل BVAR شبه بیزی بوده و مقادیر پیش بینی به مقادیر واقعی نزدیک تر می‌باشند. در مدل BVAR با الگوریتم گیبس برای متغیر رشد اقتصادی توزیع پیشین نرمال

ویشارد پیش بینی های دقیق تری انجام داده و نسبت به مدل مینستا ترجیح دارد. برای متغیر تورم نتایج حاکی از آن است که توزیع پیشین مینستا عملکرد بهتری داشته و به دیگر توزیع پیشین ترجیح داده می شود. برای متغیر نقدینگی توزیع پیشین مینستا عملکرد بهتری داشته است. بدون شک بهترین مدل پیش بینی برای متغیر نرخ بهره مدل با توزیع پیشین مینستا است ومقدار شاخص MSFE برای متغیر نرخ ارزحقیقی درهر دو مدل با توزیع پیشین مینستا و نرمال ویشارد مقدار یکسانی ارائه می‌دهد. در پیش بینی کلی مدل، نتایج نشان می- دهند که توزیع پیشین مینستا رتبه اول را در پیش بینی دقیق مدل کلی دارا است.

۵. نتیجه گیری

این مطالعه عملکرد مدل های خودرگرسیون برداری بیزی را با استفاده از الگوریتم نمونه گیری گیبس برای کشور ایران طی دوره ۱۳۶۸ تا ۱۳۸۶ مورد ارزیابی قرار داده است. در این مطالعه از الگوریتم گیبس در روش خودرگرسیون برداری و نیز اطلاعات توزیع پیشین نرمال ویشارد و مینستا، بنابراین از نظر روش و ابزار مورد استفاده با مطالعات قبلی متفاوت بوده و در نتیجه به پاسخ های متفاوتی نیز منتهی می‌گردد. نتایج نشان می دهد که توزیع پیشین نرمال ویشارد برای پیش بینی رشد اقتصادی و توزیع پیشین مینستا برای پیش بینی تورم در مورد داده های ایران کمترین مقادیر MSFE را بدست می دهد. برای متغیر نقدینگی توزیع پیشین عملکرد بهتری نسبت به توزیع پیشین نرمال ویشارد داشته است. بدون شک بهترین مدل پیش بینی برای متغیر نرخ بهره مدل با توزیع پیشین مینستا است و مقدار شاخص MSFE برای متغیر نرخ ارز حقیقی درهر دو مدل با توزیع پیشین مینستا و نرمال ویشارد مقدار یکسانی ارائه می‌دهد. در پیش بینی کلی مدل، نتایج نشان می دهند که توزیع پیشین مینستا رتبه اول را در پیش بینی دقیق مدل کلی دارا است. همچنین نتایج نشان می دهند که عملکرد مدل BVAR با الگوریتم گیبس در پیش بینی متغیر های اقتصادی برای ۴ دوره بهتر از مدل BVAR شبه بیزی می‌باشد.

پیشنهادات

استفاده از روش بیزی، مدل‌هایی غنی و انعطاف پذیر می سازند و پیش بینی متغیرهای کلان اقتصادی را بهبود می بخشند. مزیت اصلی این مدل ها ایجاد توزیع های پیشین است که به عملکرد و پیش بینی بهتر مدل کمک بسیار می کند. پیشنهاد مشخص این مطالعه استفاده از مدل های روش خودرگرسیون برداری بیزی با الگوریتم گیبس به جای روش های شبه بیزی و VAR برای پیش بینی متغیر های اقتصادی می باشد.

فهرست منابع

صادقی شاهدانی. مهدی، صاحب هنر. حامد، عظیم زاده آرانی.محمد، حسینی دولت آبادی. سید مهدی(۱۳۹۱)، بررسی اثر شوک های پولی بر متغیر های کلان اقتصادی با استفاده از روش BVAR: مطالعه موردی ایران، *فصلنامه علمی-پژوهشی مطالعات اقتصادی در ایران*، سال اول، شماره ۴،ص ۹۹-۱۰۰.

متوسلی. محمود، مزرعتی. محمد(۱۳۹۰)، پیش بینی و تحلیل سیاستی از تقاضای حامل های انرژی در ایران مدل های VAR,BVAR و پیشنهاد مدل های SBVAR، *مجله برنامه و بودجه*، شماره ۴۳و۴۴، ص ۲۹-۷۶.

مهاجر ارومیه. الهه(۱۳۹۱)، برآورد پارامترهای یک جمعیت متناهی با استفاده از توزیع پسین پولیا، پایان نامه کارشناسی ارشد رشته آمار،دانشگاه شیراز، دی ماه ۱۳۹۱.

Abrego, L. and Osterholm, P (2008), "External Linkages and Economic Growth in Colombia: Insights from A Bayesian VAR Model", IMF Working Paper WP/08/46.

Amisano, G. and Serati, M (2004)," Time Varying Parameters BVAR Models for Inflation Forecasting", Research Unit of the Bank of Italy.

Borissov, B (1997), "BVAR Modeling in the Presence of Outliers", AMasters thesis, University of Toledo, Department of Economics.

Doan, T. Litterman, R and Sims, C (1984), "Forecasting and Conditional Projection Using Realistic Prior Distributions", *Econometric Reviews*, No. 3. PP: 1-100.

Gower. B. (1997), "Scientific Method: An Historical & Philosophical Introduction.", university of Guelph. Routledge. December 12.

Green. W.H. (1993), "*Econometric Analysis* (2nd ed)", Macmillan Publishing Company.

Heidari, H. (2012)," An Evaluation of Alternative BVAR Models for Forecasting Iranian Inflation", *Iranian Journal of Economic Research*, Vol. 17, No. 50. PP: 65-88.

Heidari, H. and Parvin, S. (2008), "Modeling and Forecasting Iranian Inflation with Time Varying BVAR Models", *Science Research*, NO. 36. PP: 59-84.

Huang, H. and Lee, T. (2006)," Forecasting Output Growth and Inflation: How to Use Information in the Yield Curve", University of California, Riverside.

Huang, Y-F. (2012)," Forecasting Chinese Inflation and Output: A Bayesian Vector Autoregressive Approach", MPRA Paper No. 41933, posted 17.

Kadiyala, K. R . and Karlsson, S. (1997),"Numerical Methods for Estimation and Inference in Bayesian VAR-models", *Journal of Applied Econometrics* 12. PP: 99-132.

Koop, G. and Korobilis, D. (2010), "Bayesian Multivariate Time Series Methods for Empirical Macroeconomics", manuscript available at http://personal.strath.ac.uk/gary.koop/.

Krainz, D. (2011), "An Evaluation of the Forecasting Performance of Three Econometric Models for the Euro zone and the USA," WIFO Working Paper No. 399.

Litterman, R. (1984), "Forecasting and Policy Analysis with Bayesian Vectorauto Regression Models", Federal Reserve Bank of Minneapolis, Quarterly Review, No. 4. PP: 30-41.

Litterman, R. (1986), "Forecasting with Bayesian VectoAutoregressions–five Years of Experience", *Journal of Business and Economic Statistics*, No, 4. PP: 25-38.

Marcellino, M. Stock, J. H. and Watson, M. (2006), "A Comparison of Direct and Iterated Multistep AR Methods for Forecasting Macroeconomic Time Series", *Journal of Econometrics*, vol. 135(1-2), pp: 499-526.

Nobili, A. (2005),"Forecasting Output Growth and Inflation in the Euro Area: Are Financial Spreads Useful?", Bank of Italy, Economic Research Department, N. 544, PP: 7-23.

Racette, D. and Sigouin, C. (1995), "An Up-to-Date and Improved BVAR Model of the Canadian Economy", Bank of Canada, Working Paper. NO. 94. PP: 6-29

Sims, C. and Zha, T. (1998), "Bayesian Methods for Dynamic Multivariate Models", *International Economic Review*. No. 39(4), pp: 949-968.

Sims, C.A. (1980), "Macreconomic and Reality", *Econometrica*. Vol. 48. pp: 1-48.