

Modelos de VAR alternativos para pronósticos (VAR bayesianos y FAVAR): el caso de las exportaciones argentinas*

LUIS N. LANTERI**

RESUMEN

Las exportaciones representan uno de los agregados más importantes de la economía argentina, tanto por su vinculación con la demanda doméstica como por su influencia en el comportamiento de la balanza comercial y de la cuenta corriente. Disponer de adecuados pronósticos de esta variable resulta útil a fin de diseñar políticas que permitan mantener superávit en el sector externo y evitar las recurrentes crisis observadas en el pasado. En este trabajo, se consideran algunos modelos destinados a la realización de pronósticos de dicho agregado, los cuales podrían ser una alternativa a la estimación de sistemas econométricos estructurales. A tal efecto, se utilizan dos propuestas: la primera se basa en modelos de VAR sin restricciones y Bayesianos (*Minnesota prior*, *Gibbs sampler*, *partial BVAR* y *BVAR-Kalman*). Estos últimos consideran supuestos a priori ('prior') e información histórica de las series de tiempo empleadas. La segunda propuesta descansa en modelos FAVAR (*Factor-aumentado VAR*), que combinan los VAR con el análisis de factores. Finalmente, se evalúa la capacidad de pronóstico de los distintos modelos.

Palabras clave: exportaciones, *VAR-Bayesianos (BVAR)*, *FAVAR (Factor-aumentado VAR)*, capacidad de pronóstico.

Clasificación JEL: C1, F1

ABSTRACT

Exports are one of the key aggregates in the Argentina's economy, both because to its links with the domestic demand and by its influence on the behaviour of the trade balance and current account. Have adequate forecasts for this variable is useful to design policies to keep surpluses in the external sector and prevent recurring crises seen in the past. In this work, we considered some models for forecasting the performance of this aggregate, which could be an alternative to the estimation of structural econometric models. For this purpose, we used two approaches: the first is based in standard and *Bayesian VARs (Minnesota prior, Gibbs sampler, partial BVAR and BVAR-Kalman)*. The latter combines the evidence in the data with any prior information that may also be available. The second approach considers the *FAVAR (Factor-augmented VAR)* models, which combines the standard VAR with factor analysis. Finally, we evaluated the forecasting ability of different models.

Keywords: exports, *Bayesian-VAR (BVAR)*, *FAVAR (Factor-augmented VAR)*, forecasting performance.

* El contenido del trabajo debe atribuirse solamente al autor. Una primera versión fue presentada en la Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política (AAEP). Universidad Nacional de Mendoza. Argentina. 2009.

** Técnico del Banco Central de Argentina. (Inlante@yahoo.com.ar)

1. INTRODUCCIÓN

Las exportaciones constituyen uno de los agregados macroeconómicos más relevantes de la economía, tanto por su relación con la demanda doméstica como por el papel que desempeñan en el resultado de la balanza comercial y de la cuenta corriente.

Argentina tiene experiencia de haber implementado en las últimas décadas varios planes de estabilización, que estuvieron asociados con importantes desequilibrios en el sector externo. Hacia fines de los años setenta y durante la década de 1990, las políticas de liberalización comercial y financiera puestas en marcha por el Gobierno, junto con la aplicación de un sistema de tipo de cambio fijo, terminaron alentando las importaciones¹ y generando déficit en la balanza comercial. Si bien las expectativas de estos programas eran que tales déficit tenderían gradualmente a ser revertidos, y que se terminaría cumpliendo la restricción presupuestaria intertemporal de una cuenta corriente balanceada en el largo plazo, los desequilibrios se mantuvieron años después de ponerse en marcha los programas de liberalización y concluyeron, por lo general, en abruptas y costosas crisis de balanza de pagos.

Durante los últimos tiempos, Argentina se ha visto beneficiada por una notable recuperación en los precios de las materias primas exportables, principalmente granos y derivados y productos energéticos, que permitieron mejorar las cuentas fiscales y externas. Sin embargo, la delicada situación financiera por la que atraviesa la economía mundial podría ayudar a deteriorar las cotizaciones de estos productos y revertir la posición de superávit que ha mantenido el sector externo en la última década.

En este sentido, las proyecciones de los componentes de la balanza comercial (y en particular de las exportaciones) representan un insumo clave para el diseño de las políticas destinadas a mantener excedentes en las cuentas externas y evitar las recurrentes crisis observadas en el pasado.

En la literatura se sugiere que el comportamiento de las exportaciones registrado en algunos períodos en la Argentina estaría vinculado, entre otros factores, al crecimiento de la demanda doméstica y a los movimientos en los precios relativos, que habrían influido en la oferta de exportaciones. Las estimaciones macroeconómicas deberían por tanto incorporar información sobre estas, u otras variables relevantes, de forma de permitir efectuar pronósticos lo más confiables posibles de este agregado.

Las proyecciones macroeconómicas han sido formuladas tradicionalmente a partir de ecuaciones estructurales simultáneas. No obstante, a dicha propuesta se le hacen algunos cuestionamientos. En primer lugar, debido a que algunas variables podrían ser excluidas de las ecuaciones del modelo, y a la necesidad de incorporar información futura de las variables exógenas, los sistemas estructurales podrían no resultar plenamente adecuados para la realización de pronósticos. A su vez, la evidencia empírica sugiere que los modelos

¹ También se observaron desaceleraciones en el crecimiento de las exportaciones en los períodos de caídas en los niveles de actividad.

estructurales presentan, por lo general, un desempeño más pobre que los de series de tiempo (Kenny *et al.* 1998). Asimismo, los economistas asociados a la nueva macroeconomía clásica han criticado la forma de identificar estos modelos y su uso como herramientas de evaluación cuantitativa de las políticas económicas (Lucas 1976, Prescott 1977 y Lucas y Sargent 1979). Los VAR (representan un conjunto de ecuaciones lineales dinámicas y no relaciones estructurales) serían, por tanto, una alternativa a la estimación de modelos estructurales destinados a la realización de pronósticos. A pesar de ello, se les objeta que carezcan de una fuerte justificación teórica respecto de las variables a incluir en el análisis.

El objetivo de este trabajo es presentar algunos modelos que permitan obtener pronósticos de las exportaciones totales ajustados a los datos observados y que posibiliten inferir los niveles futuros de este agregado. Los mismos podrían resultar de utilidad para los analistas que necesiten realizar proyecciones de diferentes agregados económicos. A tal efecto, se utilizan básicamente dos propuestas.

La primera se basa en modelos de VAR sin restricciones y de sistemas de VAR bayesianos. Los modelos de VAR son herramientas útiles para el análisis de las variables macroeconómicas, pero sufren frecuentemente de sobreparametrización, ya que el número de observaciones disponibles resulta, por lo general, inadecuado para la estimación de los parámetros del modelo (en particular en muestras pequeñas).

Para evitar este problema, Litterman (1985) y Doan, Litterman y Sims (1986) proponen incluir en las estimaciones información previa sobre los parámetros. La incorporación de estos prior implica realizar supuestos acerca de los posibles valores de los parámetros, independiente de la información proveniente de la muestra. Esta metodología se conoce en la literatura como enfoque bayesiano o modelos de VAR bayesianos (BVAR).

La segunda propuesta descansa en los modelos FAVAR (factor-aumentado VAR), que se originan en los trabajos de Bernanke y Boivin (2003) y Bernanke *et al.* (2005). Estos modelos combinan los VAR con el análisis de factores. Estos últimos representan una fuente común de fluctuaciones de las series de tiempo y se estiman por el método de componentes principales. De esta forma, los modelos FAVAR evitarían los problemas de grados de libertad que suelen afectar a los VAR estándar al intentar incluir un mayor número de variables².

El resto del trabajo se desarrolla como sigue. En la sección dos, se analiza el comportamiento de las exportaciones argentinas y se comentan algunos hechos estilizados, mientras que en la tres se describen las principales variables utilizadas en las estimaciones de funciones de exportaciones. En las secciones cuatro y cinco se consideran los distintos modelos de VAR (BVAR y FAVAR) y en la seis se evalúa la capacidad de pronóstico de los distintos modelos. Por último, en la sección siete se comentan las principales conclusiones del trabajo.

² La estimación de estos factores permite considerar en el análisis una mayor cantidad de series de tiempo en comparación con los VAR estándar o los BVAR.

2. COMPORTAMIENTO DE LAS EXPORTACIONES ARGENTINAS. ALGUNOS HECHOS ESTILIZADOS

La mayor apertura externa de la economía durante los años noventa contribuyó a generar un aumento considerable de las exportaciones (bienes y servicios), que superó al crecimiento observado en la demanda doméstica. En la tabla 1, se muestran las tasas de crecimiento de los agregados externos y del consumo total, correspondientes a las últimas dos décadas. A tal efecto, se consideraron los datos provenientes de las cuentas nacionales a precios constantes³, así como los siguientes períodos: i) los primeros años del plan de Convertibilidad (1993-1998), donde se observan tasas de crecimiento positivas en el consumo total; ii) el período de recesión anterior a la crisis externa de 2001 (1998-2001) y iii) el período post crisis (2002-2009).

Durante el período 1993-1998, las exportaciones crecieron al 13,5% anual promedio, mientras que el consumo total (privado y público) lo hizo solamente a una tasa del 3,5% anual. La caída en los precios de exportación, la reducción del PIB real, la apreciación del tipo de cambio y la devaluación del real en Brasil afectaron desfavorablemente a las exportaciones, las que redujeron su tasa de crecimiento al 3,6% anual promedio durante el período 1998-2001. A partir de 2002, este agregado volvió a crecer aceleradamente, debido a la depreciación importante que sufrió el tipo de cambio real y a la suba en los precios de las materias primas exportables, alcanzando en el período 2002-2009 una tasa del 5,1% anual promedio (frente al 4,1% del consumo total).

Tabla 1
Tasas anuales promedios de crecimiento de las exportaciones (bienes y servicios), de las importaciones (bienes y servicios) y del consumo total, en moneda constante, para períodos seleccionados. En porcentajes

Período	Exportaciones (bienes y servicios)	Importaciones (bienes y servicios)	Consumo total
1993-1998	13,5	12,0	3,5
1998-2001	3,6	-4,7	-0,9
1993-2001	8,8	3,8	1,3
2002-2009	5,1	5,1	4,1
1993-2009	6,9	4,4	2,7

Fuente: datos de las cuentas nacionales en moneda constante (datos anuales).
Elaboración propia

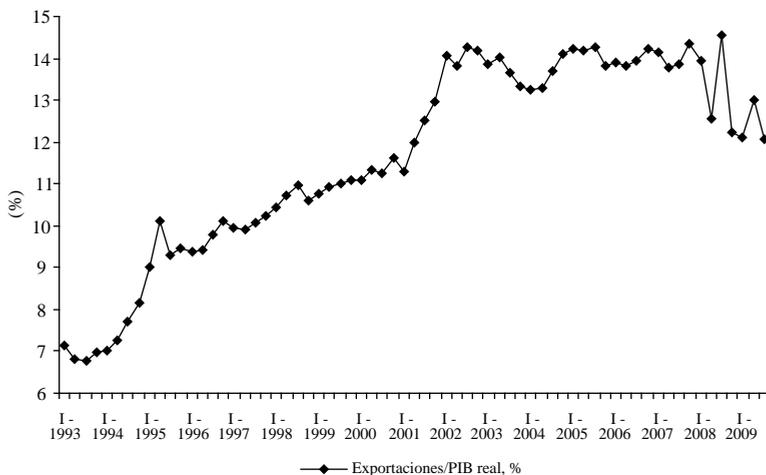
Las exportaciones argentinas siguen estando altamente concentradas en los productos primarios y sus manufacturas (alrededor del 57% del total durante 2008). Dado que la Argentina no influye, por lo general, en la formación de los precios internacionales, la mayor parte de las exportaciones son sensibles a las fluctuaciones en las cotizaciones externas.

³ Las cuentas nacionales no desagregan entre exportaciones de bienes y de servicios.

Para Catao y Falcetti (2002), el deterioro registrado en el sector externo argentino durante los años noventa, que derivó en déficit de la balanza comercial, podría vincularse al comportamiento de las exportaciones y a la elevada elasticidad-ingreso de la demanda de importaciones⁴. De acuerdo con dicho argumento, los componentes de la balanza comercial serían altamente sensibles a los ciclos domésticos, exacerbándose los problemas de sector externo durante las fases alcistas del ciclo. Sobre el particular, Kiguel y Liviatan (1992) y Vegh (1992) argumentan que las políticas de estabilización aplicadas por la Argentina, y otras economías en desarrollo, basadas en la aplicación de tipos de cambio fijos, expandieron inicialmente los niveles de actividad y el consumo, apreciaron las monedas domésticas y terminaron generando déficit en la cuenta corriente de la balanza de pagos.

Por último, en el gráfico 1, se muestran los coeficientes de exportaciones (exportaciones respecto del PIB real, con datos sin estacionalidad) en porcentajes. Se observa una tendencia creciente en este coeficiente durante el período, que alcanza un máximo en el tercer trimestre de 2008 (14,6% del PIB real). De esta forma, las exportaciones habrían representado un mayor porcentaje del producto en comparación con los primeros años de la década de 1990 (mayor apertura por el lado de las exportaciones). Este coeficiente sufrió, no obstante, una caída con posterioridad a la última crisis financiera internacional.

Gráfico 1
Relación entre las exportaciones y el PIB en moneda constante (datos sin estacionalidad). Porcentajes



Elaboración propia

⁴ No obstante las diferentes tasas de crecimiento de ambos componentes, las importaciones superaron a las exportaciones y, por tanto, se observaron déficit en la balanza comercial en moneda constante, durante el período 1993-2000.

3. VARIABLES EXPLICATIVAS EN LA ESTIMACIÓN DE LAS FUNCIONES DE EXPORTACIONES

La literatura empírica destaca algunas características de esta variable. En particular se menciona que las exportaciones resultan de agregar componentes muy distintos (agropecuario y no tradicionales), aunque existen factores comunes detrás de ellos (Catao y Falcetti 2002). A su vez, en algunos trabajos se sugiere que no habría una relación definida entre las exportaciones y el producto total.

Dada la necesidad de estimar una función de exportaciones lo más parsimoniosa posible y que, a su vez, sea útil a los efectos de realizar proyecciones, en este trabajo se considera que este agregado es función de dos variables explicativas principales: i) el precio relativo de los bienes exportados con respecto a los precios domésticos (P_x) y ii) un indicador de la demanda doméstica (Y):

$$X^f = D(P_x, Y) \quad (1)$$

3.1. EL PRECIO RELATIVO DE LAS EXPORTACIONES

De acuerdo con la teoría económica, los cambios en los precios relativos deberían provocar (*ceteris paribus*) un efecto similar sobre la oferta de exportaciones. De esta forma, frente a un incremento en el precio relativo las exportaciones tenderían a aumentar (y viceversa), resultando una elasticidad-precio positiva. En este trabajo, se utilizan los precios implícitos de las exportaciones, que provienen de las cuentas nacionales (base 1993=100), deflactados por el índice general de los precios al consumidor ('proxy' de los precios de los bienes domésticos, o no transables), como indicador del precio relativo de las exportaciones (los datos son los oficiales estimados por los organismos públicos). Los precios implícitos estarían captando las modificaciones en los precios externos, en el tipo de cambio y en los impuestos, o subsidios, a las exportaciones, y representan el precio efectivo que reciben los exportadores. Estos precios miden el efecto de sustitución intratemporal⁵.

3.2. LA DEMANDA DOMÉSTICA

Los cambios positivos en la demanda doméstica podrían producir un impacto inverso sobre las cantidades exportadas (*ceteris paribus*), si implicaran un incremento en la absorción doméstica real. En este trabajo, se utiliza, al igual que en Catao y Falcetti (2002),

⁵ Catao y Falcetti (2002) obtienen para la oferta de exportaciones argentinas elasticidades-precio de largo plazo de alrededor de 1,2 y elasticidades-consumo que se ubican entre -1,1 y -1,4, para el período 1980-97, a partir de modelos de VEC. Además del trabajo mencionado, Ahumada (1994), Reinhart (1995) y Senhadji y Montenegro (1999), entre otros, han estimado funciones de exportaciones para la Argentina, utilizando diferentes metodologías.

al consumo total para medir la demanda, o absorción doméstica real, dado que la mayor parte de las exportaciones corresponden a productos primarios, o a sus manufacturas, que son consumidos internamente. Los datos provienen de las cuentas nacionales, en moneda constante. En contraste, el consumo total (el componente principal del PIB) podría comportarse también como un complemento de las exportaciones si estas últimas aumentaran ante un incremento en el producto⁶.

La función *general* a estimar sería la siguiente:

$$X^f = D(Px, C) \quad (2)$$

Donde X indica las exportaciones de bienes y servicios (sin estacionalidad), Px, los precios relativos de las exportaciones y C, el consumo total (sin estacionalidad).

Debe notarse que si bien podrían existir otras variables que expliquen los movimientos de las exportaciones, y en particular las de origen industrial, como, por ejemplo, el stock de capital neto agregado (indicador de la capacidad productiva doméstica), la variabilidad del tipo de cambio real, o la actividad económica en los países del MERCOSUR (Berrettoni *et al.* 2008, entre otros), se hace necesario reducir el número de variables a considerar en los modelos, a efecto de lograr mayor precisión y parsimonia de las estimaciones. Asimismo, algunos de los modelos de VAR bayesianos permiten trabajar solamente con dos (o tres) variables endógenas. Se reconoce que ello implica una limitación respecto de la estimación de estos modelos. No obstante, los factores incluidos en los FAVAR consideran un mayor número de series de tiempo y, en cierta forma, ello compensaría la limitación de tener que utilizar un reducido número de variables en los VAR bayesianos.

4. LA PROPUESTA DE VAR BAYESIANA (BVAR)

Una de las técnicas que suelen emplearse para la realización de pronósticos son los modelos de VAR⁷. No obstante, las estimaciones efectuadas utilizando VAR sin restricciones sufren frecuentemente de sobreparametrización, ya que el número de observaciones disponibles resulta, por lo general, inadecuado para estimar con precisión los coeficientes del modelo, en particular en muestras pequeñas. Este sobre ajuste podría generar grandes errores de pronóstico fuera de la muestra⁸.

⁶ Un caso de complementariedad se daría en las exportaciones del complejo soja (representa más del 25% de las exportaciones del país), donde una mayor producción determinaría mayores exportaciones, dado que estos productos prácticamente no se consumen en el mercado doméstico.

⁷ Un VAR podría formalizarse como: $Y_t = \sum_{s=1}^L \Phi_s Y_{t-s} + \varepsilon_t$, $E(\varepsilon_t \varepsilon_t') = \Sigma$, donde Y_t es un vector de N variables y Φ_s es una matriz NxN. Existe un total de N^2L coeficientes libres en el modelo.

⁸ Una forma posible de manejar este problema sería el empleo de algún criterio para seleccionar la extensión óptima de los retrasos (criterios de Akaike y Schwarz). De todas formas, existen N^2 retrasos que necesitan ser seleccionados en el caso del modelo completo, lo que podría hacer poco efectiva la aplicación de estos criterios.

La propuesta bayesiana propone utilizar un conjunto de supuestos a priori (prior) alrededor de los parámetros a ser estimados. Luego se revisarían estos prior a partir de la evidencia de las series de tiempo de los datos (la hipótesis a priori sobre los parámetros podría ser confirmada por las observaciones)⁹. De esta forma, el objetivo de la propuesta bayesiana sería estimar los coeficientes del modelo, combinando la evidencia de los datos de la muestra con la información prior. Por ejemplo, podría sugerirse como prior que el primer coeficiente auto regresivo de un modelo AR(L) para una determinada variable es igual a la unidad y que todos los demás coeficientes son cero. Este prior sería consistente con la creencia de que la variable en cuestión sigue un camino aleatorio (*random walk*), o de que sus variaciones son completamente impredecibles. Luego la estimación bayesiana de los parámetros del AR(L) revisaría los valores prior a partir de la evidencia que muestran los datos.

La información de los datos de la muestra puede resumirse en la función de verosimilitud muestral, la cual puede pensarse como la función de verosimilitud de la variable aleatoria, condicional al valor tomado por el parámetro. Los dos tipos de información (prior y muestral) se combinan en la función de verosimilitud posterior, o ponderación bayesiana, que representa la probabilidad del modelo condicional a los datos observados¹⁰. La estimación de los parámetros del VAR bajo este enfoque se conoce en la literatura como VAR bayesianos (BVAR).

4.1. MODELOS DE BVAR CON 'MINNESOTA' PRIOR

Considérese, en primer lugar, un modelo de VAR sin restricciones de orden L con N variables, VAR(L), tal como en la expresión (3):

$$y_t = \Gamma_1 y_{t-1} + \dots + \Gamma_L y_{t-L} + \delta + \varepsilon_t \quad (3)$$

Donde y_t indica un vector (Nx1) de series de tiempo, δ un vector (Nx1) de coeficientes constantes, ε_t un vector (Nx1) de términos de error y $\Gamma_1, \dots, \Gamma_L$ son las matrices (NxN) de los parámetros a ser estimados. El VAR(L) representa un conjunto de ecuaciones en las cuales cada variable depende de una constante y de los retrasos 1 a L de las N variables

⁹ Ello contrasta con la propuesta clásica para la estimación de parámetros, tal como el método de máxima verosimilitud.

¹⁰ En otros términos, supongamos que se desea estimar β :

$$Y_t = \beta X_t + \varepsilon_t$$

y se cuenta con algún conocimiento de este parámetro para incorporarlo en la estimación. Tendríamos tres pasos: i) se inicia con alguna distribución prior de β , $p(\beta)$, $\beta \sim N(\beta_0, \Sigma_0)$, ii) con los datos de Y_t y X_t se establece la función de probabilidad $f(Y/\beta)$, iii) se revisa la creencia sobre el prior basada en los datos y se establece la distribución posterior $H(\beta/Y)$. Estos tres pasos son la base del teorema de Bayes:

$$H(\beta/Y) = f(Y/\beta) * p(\beta) / f(Y)$$

Donde $H(\beta/Y)$ es la distribución posterior, $f(Y/\beta)$ es la función de probabilidad (densidad muestral), $p(\beta)$ es la distribución prior, $f(Y)$ es la función de probabilidad no condicional de los datos. Así, la propuesta bayesiana combina la información muestral con los valores a priori que se incluyen en las estimaciones.

del sistema (así cada ecuación considera el mismo número de variables explicativas). Dado que el sistema señalado en (3) incluye $N + LN^2$ parámetros a ser estimados es frecuente que la estimación de un VAR sin restricciones arroje coeficientes imprecisos y no significativamente diferentes de cero (dando lugar al problema de sobreparametrización presente, por lo general, en muestras de tamaño pequeño).

Por su parte, cada ecuación del VAR puede expresarse de la siguiente manera¹¹:

$$Y_{i,t} = \delta_i + \sum_{s=1}^L \sum_{j=1}^k \phi_{ij}^s Y_{j,t-s} + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

Estos modelos se estiman solamente con información muestral. Para evitar los problemas de sobreparametrización propios de los modelos de VAR, Litterman (1985) y Doan, Litterman y Sims (1986) sugieren incluir en la estimación información previa sobre los parámetros, es decir supuestos acerca de los posibles valores de los parámetros independientemente de la información que proviene de la muestra¹².

Para formular la densidad a priori, Litterman parte de los siguientes supuestos con respecto a las series de tiempo macroeconómicas:

- Las series de tiempo macroeconómicas contienen una raíz muy cercana a uno en su representación auto regresiva.
- Los valores más recientes de una serie contienen mayor información de relevancia en relación con el valor actual de la misma que los valores pasados. Por ello, los coeficientes correspondientes a los retrasos más largos tienen mayor probabilidad de ubicarse cerca de cero, que los coeficientes de retrasos más cortos (los coeficientes de los valores rezagados de una variable tienen mayor probabilidad de acercarse a cero a medida que aumenta el número de retrasos).
- Para realizar pronósticos serían más útiles los valores retrasados de la variable a explicar que los de las variables explicativas.

Litterman sugiere que una aproximación al comportamiento de una serie de tiempo macroeconómica podría ser un camino aleatorio alrededor de un componente determinístico. Bajo estos supuestos propone la siguiente representación del modelo:

$$Y_{i,t} = \delta_i + Y_{i,t-1} + \varepsilon_{i,t}; \quad \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2) \quad (5)$$

Al comparar (4) y (5), se tiene¹³:

$$\begin{aligned} \phi_{ij}^s &= 1, \text{ si } i=j \text{ y } s=1 \\ \phi_{ij}^s &= 0, \text{ en otro caso} \end{aligned}$$

¹¹ Y_t es un proceso estacionario; δ es un vector columna de constantes; L es el número de retrasos de la variables; ϕ_i es una matriz de coeficientes de dimensión $(k \times k)$ para $i = 1, \dots, L$; $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$ es un vector de residuos ruido blanco.

¹² La denominación de 'Minnesota' prior se debe al origen de los autores (Federal Reserve Bank of Minneapolis, Minnesota), como Litterman, que impulsaron en un comienzo estos modelos.

¹³ Cada ecuación se comportaría como un AR(1).

Bajo las restricciones de Litterman se asume que:

- Todos los coeficientes tienen media cero, salvo el coeficiente del primer retraso de la variable dependiente que tiene media uno.
- Los parámetros se suponen que no están correlacionados entre sí.
- El desvío estándar de los coeficientes decrece a medida que aumenta el número de retrasos.

Estas restricciones se traducen en las siguientes densidades para los parámetros de las variables endógenas del modelo:

$$\phi_{ij}^s \sim N [\mu_{ij}^s, (\varphi_{ij}^s)^2] \quad (6)$$

con media:

$$\mu_{ij}^s = 1, \text{ si } i = j \text{ y } s = 1$$

$$\mu_{ij}^s = 0, \text{ en caso contrario}$$

y desvío estándar:

$$\varphi_{ij}^s = \frac{\gamma}{S}, \text{ si } i = j$$

$$\varphi_{ij}^s = \frac{\gamma \omega_{ij}}{S} \left(\frac{\sigma_i}{\sigma_j} \right), \text{ en caso contrario}$$

siendo:

$$\omega_{ij} = 1, \text{ si } i = j$$

$$\omega_{ij} > 0, \text{ en caso contrario}$$

Donde γ , ω_{ij} y θ representan los denominados *hiperparámetros*, es decir los parámetros de la distribución a priori que son seleccionados de acuerdo con la información previa que se tiene sobre los mismos:

- γ es el hiperparámetro de incertidumbre global. Representa el desvío estándar del primer retraso de la variable dependiente, $0 < \gamma \leq 1$.
- ω_{ij} es el hiperparámetro que indica el peso de cada variable en las otras, $0 < \omega_{ij} < 1$.
- θ es la tasa de decaimiento con el número de retrasos, $0 < \theta$.
- $\frac{\sigma_i}{\sigma_j}$ es el factor de normalización. Representa un corrector de las diferentes unidades de medida de la variable i y de la variable j .

En los modelos de VAR bayesianos, la media prior para las variables determinísticas en cada ecuación es no informativa. Así, no se considera una distribución para los coeficientes de las variables exógenas, o para el componente determinístico. A su vez, la distribución prior para los retrasos de las variables endógenas es normal independiente.

En síntesis, la estimación de los modelos de *BVAR incluye unos pocos hiperparámetros a los que se les asignan valores a priori* (estos se ubican por lo general entre cero y uno). Los principales hiperparámetros utilizados son: i) el de incertidumbre global (γ), que controla el desvío estándar del primer retraso de la variable dependiente; ii) el de ponderación (ω_{ij}), que controla el peso de cada variable en las otras y iii) el de decaimiento (θ), que controla la tasa de decaimiento de acuerdo con los retrasos. La distribución a priori

de los hiperparámetros no proviene de ninguna teoría económica en particular (son más bien de carácter intuitivo)¹⁴. En este trabajo, se utilizan los programas disponibles en el manual de RATS, considerando, por lo general, para las estimaciones de los distintos modelos de BVAR los valores de default (los seleccionados por el programador) de estos hiperparámetros (estos valores son respectivamente: $\gamma = 0.1$; $\omega_{ij} = 0.5$, $\theta = 1$). No obstante, también se realizan pruebas de sensibilidad utilizando valores más altos para estos hiperparámetros ($\gamma = 0.5$ y $\omega = 0.777$)¹⁵.

En la tabla 1 del anexo se presenta un resumen de las principales regularidades que encuentra Litterman (1985) en las series de tiempo macroeconómicas, de las características de los modelos de BVAR ('Minnesota' prior y Gibbs) y de los hiperparámetros que son cruciales en las estimaciones de estos modelos.

4.2. MODELOS DE BVAR-GIBBS

Una vez que se ha supuesto una distribución previa para los parámetros (dada la muestra observada) es posible obtener una distribución a posteriori de los mismos, actualizando la información prior a partir de los datos.

El algoritmo de 'Gibbs sampler' es un término de la familia de los métodos de simulación de la cadena de Markov que es útil para tratar con la distribución posterior bayesiana (Gelman *et al.* 2004). Esta técnica es incorporada a la estimación de los parámetros del BVAR.¹⁶ Si bien la integración de Monte Carlo¹⁷ (que podría funcionar bien a pesar del gran número de parámetros en el VAR) permite inferir la distribución posterior, con la ayuda de una conveniente elección del prior, existen muy pocas distribuciones multivariadas para las cuales esto se cumple. La técnica de Gibbs hace posible que los parámetros puedan ser particionados y, aunque no puede obtenerse directamente la inferencia no condicional, cada partición podría inferirse de forma condicional a los parámetros fuera de su partición. Debido a ello, si se infiriera secuencialmente a partir de las distribuciones condicionales, las inferencias resultantes serían, en el límite, asimilables a la distribución no condicional (preferentemente sí la distribución fuera Normal).

¹⁴ Entre los trabajos que emplean o consideran modelos BVAR pueden mencionarse, entre otros, los de Kenny *et al.* (1998) para pronosticar la inflación en Irlanda, Quilis (2002), Ciccarelli y Rebucci (2003), Llosa *et al.* (2005), que intentan predecir la inflación peruana, y Barráez *et al.* (2008), que emplean estos modelos para pronosticar la inflación, el producto y otros agregados de Venezuela.

¹⁵ En todos los casos, se considera que el parámetro $\theta=1$.

¹⁶ Véase también Gelfand y Smith (1990), y Koop (2003).

¹⁷ La integración de Monte Carlo emplea una técnica aleatoria para aproximar el valor de la siguiente integral:

$$I = \int h(x)f(x)dx$$

Donde $f(x)$ es una función de densidad para una distribución de probabilidad. Luego, I sería el valor esperado de h sobre esta distribución. Si h se comportara adecuadamente, la ley de los grandes números para una muestra aleatoria independiente de densidad f permitiría aproximar el valor de I a partir de la siguiente expresión:

$$\hat{I} = (1/n) \sum h(x)$$

Esta aproximación mejora al aumentar el tamaño de la muestra.

Dado que es un resultado límite, es usual ignorar algunas de las inferencias iniciales (llamadas *burn-in*), que podrían no ser representativas de la distribución no condicional. El bloqueo (*blocking*) más común se daría entre los parámetros de la regresión y la varianza.

Para Gelman *et al.* (2004) ‘Gibbs sampler’ representa el más simple de los algoritmos de simulación de la cadena de Markov. En el trabajo, se estiman modelos BVAR (con ‘Minnesota’ prior) utilizando esta técnica¹⁸.

4.3. MODELOS DE BVAR-KALMAN

El filtro de Kalman es un algoritmo recursivo utilizado frecuentemente en la estimación de modelos lineales dinámicos. Los modelos BVAR-Kalman emplean dicha técnica para estimar los parámetros del VAR. Esta variante de los VAR bayesianos puede emplearse para estimar coeficientes fijos (actualizando los coeficientes a medida que se agranda la muestra), o bien para estimar un BVAR donde los coeficientes varían a través del tiempo.

El BVAR-Kalman emplea una forma restringida del filtro de Kalman que resulta apropiada para estimar coeficientes en modelos de regresión lineal. El modelo puede representarse a partir de las expresiones (7), la ecuación de observación, y (8), la ecuación de estado, siendo:

$$Y_t = \beta_t X_t + \mu_t, \quad \eta_t = \text{var}(\mu_t) \quad (7)$$

Donde β_t es el vector de coeficientes al momento t y η_t indica la varianza de μ_t .

El vector de estado, no observable, sigue el siguiente proceso:

$$\beta_t = \beta_{t-1} + v_t, \quad M_t = \text{var}(v_t) \quad (8)$$

Se considera que μ_t , v_t son independientes, mientras que η_t y M_t se suponen conocidos. Si $M_t = 0$, los coeficientes del modelo son fijos (y variables de otra forma). Los modelos incluyen valores de ‘default’ para los hiperparámetros.

En particular, los modelos con coeficientes variables en el tiempo permiten captar diferentes comportamientos, o regímenes, no lineales de los datos. Este modelo de VAR presentaría la siguiente expresión:

$$y_t = \delta_t + \phi_t(L) y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (9)$$

¹⁸ ‘Gibbs sampler’ es un método de simulación para aproximar la distribución posterior del parámetro β sin integración analítica. Supongamos que se tiene una distribución conjunta de k variables $f(z_1, z_2 \dots z_k)$ y se está interesado en la distribución marginal de cada variable, $f(z_1) \dots$ etc. Para ello se necesitaría integrar. En lugar de eso, este método considera los siguientes pasos: i) se inicia con valores arbitrarios para $z_1^0, z_2^0 \dots z_k^0$, ii) se realiza la muestra de z_1^1 de $f(z_1/z_2^0, \dots, z_k^0)$, iii) se realiza la muestra de z_2^1 de $f(z_2/z_1^1, \dots, z_k^0)$, hasta el paso k - donde se realiza la muestra de z_k^1 de $f(z_k/z_1^1, \dots, z_k^0)$ para completar la primera iteración. Se repite j veces para obtener $z_1^j, z_2^j \dots z_k^j, j=i \dots j$. Para un número bastante grande de j , la distribución empírica de $z_1^j, z_2^j \dots z_k^j$ proporciona una aproximación a la distribución posterior (véase Mumtaz 2008).

Donde los coeficientes varían en el tiempo, con $\phi_t(L) = I_k + \phi_t^1 L + \dots + \phi_t^p L^p$, siendo L el operador de rezagos. En este caso, se consideran los mismos supuestos que en los otros VAR bayesianos, es decir, se supone que los coeficientes tienen media cero, salvo el primer coeficiente de la variable dependiente que tiene media uno.

4.4. ESTIMACIÓN DE LOS MODELOS DE BVAR

Para la estimación de los modelos de BVAR, se utiliza la técnica mixta de Theil (1971), combinando la información de los datos (muestra) con la información prior estocástica. Si se dispusiera de m prior para la estimación de los parámetros del BVAR, esta propuesta estimaría un modelo con $N+m$ observaciones, donde N corresponde a la información de la muestra y m a las restricciones. Las m observaciones correspondientes a las restricciones se ponderan de acuerdo al grado de ajuste en cada prior. Para un prior difuso extremo (la cantidad de información del prior tiende a cero), la estimación del BVAR se aproximaría a la de mínimos cuadrados de un VAR sin restricciones, mientras que para un prior extremadamente informativo, o preciso, la estimación mixta tendería hacia un conjunto de parámetros que satisfacen las restricciones del prior.

Tal como sugieren Kenny *et al.* (1998) y Llosa *et al.* (2005), en el trabajo se consideran los VARs con las variables en niveles, en lugar de primeras diferencias. Ello obedece a las siguientes razones: i) el modelo ‘Minnesota’ prior (donde la variable sigue un camino aleatorio con *drift*) sería aplicable básicamente a series de tiempo en niveles, ii) la diferenciación de las series descartaría la información de largo plazo de los datos que podría ser útil para realizar pronósticos y iii) si los datos fueran cointegrados en niveles, un VAR en primeras diferencias estaría mal especificado, dado que no incorporaría el ajuste de la relación de cointegración (largo plazo) dentro del sistema dinámico. En estos casos, Engle y You (1987) sugieren que un VAR en niveles sería preferible a un modelo en diferencias.

Los modelos de VAR estimados incluyen como variables endógenas a las exportaciones (bienes y servicios, sin estacionalidad), al consumo total (sin estacionalidad) y al precio relativo de las exportaciones (precios implícitos de las exportaciones respecto del IPC). Los datos provienen (salvo el IPC) de la oferta y demanda globales de las cuentas nacionales en moneda constante. Las variables están expresadas en logaritmo y en niveles.

Las variables fueron desestacionalizadas a través del programa X12-ARIMA, uno de los métodos utilizados en la literatura empírica para corregir la estacionalidad de las series. Cabe agregar que la inclusión de datos con estacionalidad podría originar un conflicto con el empleo del prior estándar, dado que coeficientes más elevados podrían observarse alrededor de los retrasos estacionales (véase el manual del usuario de RATS). Se utilizan cuatro rezagos en las estimaciones dado que son series trimestrales (un número

de retrasos similar a la periodicidad de los datos)¹⁹. Los gráficos de las series y los tests de raíces unitarias se encuentran en la tabla 2 del anexo.

Se estiman un modelo auto regresivo de orden cuatro, AR(4), un VAR sin restricciones y cinco clases de VAR bayesianos, cubriendo el período 1993:1-2009:3²⁰.

- i) VAR sin restricciones (emplea solamente información de la muestra).
- ii) BVAR ‘Minnesota’ prior simétrico. Se utilizan dos opciones para el prior: la de ‘default’ ($\gamma = 0.1$ y $\omega = 0,5$) y otra con valores más altos ($\gamma = 0,5$ y $\omega = 0,777$).
- iii) BVAR-Gibbs. Se emplea la técnica de ‘Gibbs *sampler*’ (‘Minnesota’ prior) para simular las densidades a posteriori (10 000 simulaciones). Se trata de que el número de replicaciones en la simulación sea suficiente para lograr la convergencia de las estimaciones. También, en este caso, se consideran dos opciones para los valores de los hiperparámetros.
- iv) BVAR-Mix (parcial BVAR). Este modelo estima los parámetros para una sola ecuación empleando valores prior de un BVAR completo (opción de *default*). Esta variante es útil cuando se desean proyectar los valores de una determinada variable que no se incluye en las ecuaciones de las otras variables endógenas del sistema.
- v) BVAR-Kalman con coeficientes fijos. Se utiliza la opción de *default* para los hiperparámetros.
- vi) BVAR-Kalman con coeficientes variables. Opción de *default* para los hiperparámetros (este modelo trabajo solamente con dos variables: las exportaciones y el consumo total).

Las estimaciones de los modelos de VAR bayesianos podrían ser sensibles a los valores prior. Por ejemplo, si se asignara un valor reducido al hiperparámetro γ se forzaría al primer retraso a acercarse a la media prior (dado que dicho parámetro controla al retraso propio), mientras que si seleccionara un valor más alto (por ejemplo, cercano a dos) se eliminaría la parte bayesiana y la estimación se aproximaría a una realizada por mínimos cuadrados. Por su parte, un valor bajo para ω_{ij} implicaría estimar un modelo auto regresivo univariado (en este caso, los valores de los coeficientes de todas las variables que no corresponden al retraso propio de la variable dependiente tenderían a cero).

Cabe agregar que en las estimaciones del trabajo, se realizaron, en algunos modelos (excepto en los que el programa trabaja solamente con valores de *default*, es decir a los utilizados por el programador), pruebas de sensibilidad a cambios en los valores de los hiperparámetros, seleccionándose las estimaciones que presentaban menores errores de pronóstico.

¹⁹ La inclusión de cuatro rezagos en las variables debería permitir que los residuos de los modelos de VAR no estén auto correlacionados de acuerdo con el test Ljung-Box Q de auto correlación serial.

²⁰ Las estimaciones de los modelos de VAR se hicieron con el programa RATS Versión 6.0. Los programas corresponden al manual del usuario y a la página web de RATS.

5. FACTOR-AUMENTADO VAR (FAVAR)

Los modelos FAVAR tienen su origen en los trabajos de Bernanke y Boivin (2003) y Bernanke *et al.* (2005), relacionados con la transmisión de la política monetaria.

Los VAR estándar han sido utilizados frecuentemente para medir los shocks de política monetaria y sus efectos sobre las variables macroeconómicas. No obstante, debido a que la información incluida en estos modelos es, por lo general, inferior a la utilizada en la práctica por la autoridad monetaria (que suele monitorear un gran número de series de tiempo), los VAR podrían estar mal especificados y generar errores de predicción. El *price puzzle* (un shock de política monetaria contractiva sería seguido por un incremento en el nivel de precios, en lugar de una reducción como establece la teoría económica convencional), señalado por Sims (1992), sería una de las consecuencias del probable sesgo en los coeficientes de estos modelos.

Trabajos más recientes han intentado, en consecuencia, incorporar un conjunto mayor de información en los modelos de VAR. Bernanke y Boivin (2003) y Bernanke *et al.* (2005) combinan los VAR con el análisis de factores para medir los efectos de la política monetaria, en lo que ellos denominan un *data-rich environment*. Esta propuesta establece que una pequeña cantidad de factores, que reflejaría una fuente común de fluctuaciones, o ‘co-movimientos’, en las series de tiempo, podría contener gran cantidad de información sobre la economía, o sobre las variables que se intentan estimar. De esta forma, los modelos FAVAR evitarían los problemas de grados de libertad que suelen afectar a los VAR estándar al intentar considerar un mayor número de variables²¹.

El modelo original de Bernanke consiste en dos ecuaciones. La primera relaciona un vector (Mx1) Y_t de variables observables (variables de política monetaria, como la tasa de Fondos Federales de los Estados Unidos) y un vector (Kx1) F_t de factores no observables (precios, producto potencial), que forman parte de una *ecuación de transición*:

$$\begin{bmatrix} F_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \Theta(L) \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + v_t \quad (10)$$

Donde $\Theta(L)$ representa un polinomio de retraso de orden finito d (que podría contener restricciones) y v_t indica un término de error con media cero y matriz de covarianza Ω_v .

Una segunda ecuación relaciona una matriz (Nx1) de información X_t , que contiene una gran cantidad de series de tiempo, a partir de los factores no observables F_t , que resumen la información incluida en X_t , y de las variables macroeconómicas observables Y_t , a través de una *ecuación de observación* (siendo $K+M < N$):

$$X_t = \Lambda (F_t \ Y_t) + \varepsilon_t = \Lambda^f F_t + \Lambda^y Y_t + \varepsilon_t \quad (11)$$

²¹ Algunos autores critican esta propuesta debido a la imposibilidad de asignar alguna interpretación económica a estos factores.

Donde Λ^f es una matriz (N \times K) de factores, Λ^y es una matriz (N \times M) y ε_t es un vector (N \times 1) de términos de error que serían débilmente correlacionados y con media cero.

La estimación del modelo FVAR puede realizarse en dos pasos (método semi-paramétrico). El primero estima los factores por medio del método de componentes principales (estáticos)²² y luego, en un segundo paso, se obtiene el factor aumentado VAR (FAVAR)²³.

Dado que el modelo FAVAR contiene al VAR estándar sería posible comparar los resultados obtenidos en ambos modelos y evaluar la contribución marginal de la información adicional incluida en los F_t (factores no observables que deben ser estimados).

Los factores estimados por el método de componentes principales consideran las siguientes series de tiempo: un índice de precios en dólares de todas las materias primas (FMI. Estadísticas Financieras Internacionales), la LIBOR a tres meses, el índice de producción industrial de las economías avanzadas (FMI), el índice de los precios al productor de los Estados Unidos, el PIB real doméstico, el consumo privado a valores constantes, el consumo público a valores constantes, las importaciones de bienes y servicios a valores constantes, la inversión bruta interna fija a valores constantes, el PIB real de los sectores productores de bienes, el PIB real de los sectores productores de servicios y el tipo de cambio real multilateral.

Como paso previo, las series fueron transformadas tomando logaritmo y corrigiendo la estacionalidad en algunos casos por medio del programa X12-ARIMA. Luego se estandarizaron restando la media y dividiendo por el desvío estándar. Una vez obtenidos los factores por el método de componentes principales, se realizó la estimación del FAVAR, que incluye a las exportaciones, a los precios relativos de las exportaciones y al primer componente principal de las series mencionadas anteriormente (este componente representa alrededor del 60% de la varianza de las series consideradas en el párrafo anterior).

6. MEDIDAS DE EVALUACIÓN DEL ERROR DE PRONÓSTICO PARA LA FUNCIÓN DE EXPORTACIONES

A fin de determinar la capacidad de realizar pronósticos para la función de exportaciones (variables en niveles), se consideran dos medidas de evaluación del error de pronóstico a un paso, para estimaciones dentro y fuera de la muestra: el error medio cuadrático (RMSE) y el coeficiente de desigualdad de Theil. Los resultados se presentan en la tabla 2.

²² El número de factores sería mucho menor que las variables analizadas por el método de componentes principales. El análisis de componentes principales permite obtener una medida de la variabilidad conjunta de un grupo de variables aleatorias relacionadas a partir de algún componente común (combinación lineal de las mismas).

²³ Existe un segundo procedimiento de estimación (paramétrico), en un solo paso, a través del enfoque bayesiano y de la técnica de ‘Gibbs sampling’ (este método estima simultáneamente los factores y el proceso dinámico en *state-space*). Para Bernanke *et al.* (2005) ambas metodologías producirían resultados similares.

En el caso del error medio cuadrático (RMSE) cuanto más pequeño sea el valor de este estadístico mejor sería la habilidad del modelo para pronosticar, mientras que en el caso del coeficiente de desigualdad de Theil (originalmente debería ubicarse entre cero y uno) un valor cercano a cero estaría indicando un ajuste perfecto. En este caso, los valores que se presentan en la tabla 2 han sido multiplicados por cien.

Tabla 2
Medidas de evaluación del error de pronóstico a un paso de la función de exportaciones
(variables en niveles), para estimaciones dentro y fuera de la muestra. Porcentajes

Modelo / período	Dentro de la muestra 2007:4-2009:3		Fuera de la muestra 2009:1-2009:3	
	RMSE	Theil	RMSE	Theil
AR(4)	6,71	0,310	6,00	0,278
VAR sin restricciones	6,23	0,288	6,77	0,314
BVAR-‘Minnesota’ prior ($\gamma=0.1/\omega=0.5$ opción de ‘default’)	6,41	0,296	3,55	0,165
BVAR-‘Minnesota’ prior ($\gamma=0.5/\omega=0.777$)	6,22	0,287	6,19	0,287
BVAR-Gibbs (opción de <i>default</i>)	6,35	0,294	3,12	0,145
BVAR-Gibbs ($\gamma=0.5/\omega=0.777$)	6,24	0,289	6,32	0,293
BVAR-Mix (parcial BVAR) (<i>default</i>)	6,25	0,289	4,35	0,201
BVAR-Kalman, coeficientes fijos (<i>default</i>)	6,24	0,288	6,78	0,314
BVAR-Kalman, coeficientes variables (<i>default</i>)	6,58	0,304	7,32	0,339
FAVAR	6,18	0,286	5,13	0,238

Nota: para los pronósticos fuera de la muestra, los modelos fueron estimados para el período 1993:1-2008:4
 Elaboración propia

Se observa que los modelos FAVAR y BVAR-‘Minnesota’ prior (con hiperparámetros 0,5/0,777) presentan los valores más bajos del RMSE y del coeficiente de desigualdad de Theil para los pronósticos dentro de la muestra (*in-sample*), mientras que en las proyecciones fuera de la muestra (*out-of-sample*) los modelos BVAR-Gibbs y BVAR-‘Minnesota’ prior (ambos con la opción de *default*) arrojan los menores errores de pronósticos²⁴.

Las estimaciones sugieren que los modelos de BVAR y FAVAR representan una alternativa válida para la realización de pronósticos de este agregado, ya que mejoran las proyecciones realizados a partir de modelos auto regresivos, o de los VAR sin restricciones.

²⁴ También se realizaron pronósticos fuera de la muestra a *n pasos*, para el período 2008:4-2009:3 (se comienza estimando el modelo para el período 1993:1-2008:3 y se pronostica la variable para 2008:4). No obstante, las estimaciones arrojan mayores errores de pronóstico que en las proyecciones fuera de la muestra a un paso.

7. CONCLUSIONES

La crisis financiera internacional que hizo eclosión en septiembre de 2008 puso de relieve, una vez más, la conveniencia de mantener sólidos fundamentos en la economía, así como de preservar los superávits en las cuentas fiscales y externas.

En este sentido, contar con adecuados pronósticos de los componentes de la balanza comercial resulta sumamente útil a fin de diseñar políticas destinadas a mantener estos excedentes y evitar las crisis de sector externo observadas recurrentemente en el pasado.

En este trabajo, se presentan algunas metodologías para la realización de pronósticos correspondientes a la función de exportaciones de la economía argentina, utilizando datos trimestrales provenientes de las cuentas nacionales a precios constantes y de la base de datos del FMI, que cubren el período 1993:1-2009:3. A tal efecto, se consideran dos propuestas de estimación. La primera descansa en modelos de VAR sin restricciones y VAR bayesianos (BVAR). Estos últimos combinan supuestos a priori sobre los coeficientes con la información de la muestra, e intentan evitar los problemas de sobreparametrización presentes, por lo general, en los modelos de VAR estándar (en particular en muestras pequeñas). A tal efecto, se estiman modelos BVAR-‘Minnesota’ prior (simétricos), BVAR-Gibbs, parcial BVAR y BVAR con el filtro de Kalman (con coeficientes fijos y variables, respectivamente). Los modelos incluyen como variables a las exportaciones y a sus determinantes (precios relativos y consumo total) y consideran valores de *default* para los dos principales hiperparámetros (en algunos casos se utilizan también valores superiores a los de *default*): el de *incertidumbre global*, que controla el desvío estándar del primer retraso de la variable dependiente, y el de *ponderación*, que considera el peso de cada variable en las otras. La elección de los valores de estos hiperparámetros es más bien de carácter intuitivo.

La segunda propuesta descansa en los modelos FAVAR (Factor aumentado VAR), que combinan los VAR con el análisis de factores, de acuerdo con los trabajos pioneros de Bernanke y Boivin (2003) y Bernanke *et al.* (2005). Estos factores se estiman por el método de componentes principales, a partir de una mayor cantidad de series de tiempo, entre las que se incluyen variables externas (precios al productor de los Estados Unidos, LIBOR a tres meses, nivel de actividad industrial de las economías avanzadas, índice de precios en dólares de las materias primas) y domésticas (series de la oferta y demanda globales a precios constantes y tipo de cambio real multilateral).

Para evaluar los pronósticos se utilizan el error medio cuadrático (RMSE) y el coeficiente de desigualdad de Theil, tanto para los pronósticos dentro, como fuera de la muestra (a un paso). Los resultados de las proyecciones determinan que los modelos FAVAR y BVAR-‘Minnesota’ prior (con hiperparámetros mayores que los de *default* 0,5/0,777) presentan los valores más bajos del RMSE y del coeficiente de desigualdad de Theil para los pronósticos dentro de la muestra (*in-sample*), mientras que en las proyecciones

fuera de la muestra (*out-of-sample*) los modelos BVAR-Gibbs y BVAR-‘Minnesota’ prior (ambos con la opción de *default*) arrojan los menores errores de pronósticos.

Las estimaciones sugieren que los modelos de BVAR y FAVAR representan una alternativa válida para la realización de pronósticos de este agregado, ya que mejoran las proyecciones realizados a partir de modelos auto regresivos, o de los VAR sin restricciones. Los modelos presentados podrían resultar de utilidad para los investigadores latinoamericanos que deseen realizar pronósticos de los principales agregados macroeconómicos.

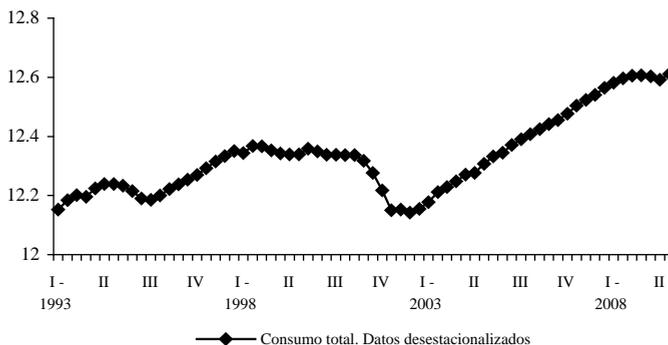
ANEXO

Series utilizadas en las estimaciones (datos en logaritmo)

Exportaciones de bienes y servicios. Datos desestacionalizados



Consumo total. Datos desestacionalizados



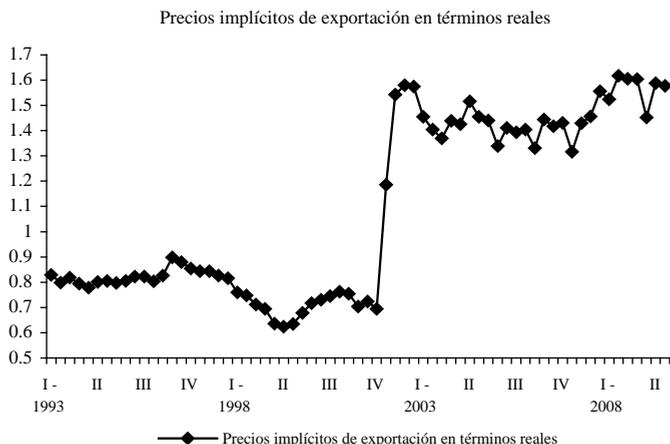


Tabla 1
Modelos de VAR bayesianos ('Minnesota' prior, hiperparámetros, distribución posterior).
Resumen de las principales características de la estimación de estos modelos.

VAR sin restricciones

* Los modelos de VAR sin restricciones, originados en el trabajo de Sims (1980), son herramientas útiles para el análisis macroeconómico. Sin embargo, sufren frecuentemente de problemas de sobreparametrización, debido a la gran cantidad de parámetros a ser estimados (en particular en muestras pequeñas). Ello determina un pobre desempeño desde el punto de vista de la realización de pronósticos.

VAR bayesianos (BVAR)

* Doan, Litterman y Sims (1986) introducen el enfoque bayesiano en los modelos de VAR, incorporando conocimiento previo (a priori) sobre los parámetros, independientemente de la información de la muestra. Ello implica hacer supuestos acerca de los valores de los parámetros a ser estimados.

* Litterman especifica estos prior a partir de las regularidades estadísticas de las series de tiempo macroeconómicas. Entre ellas:

* Los valores más recientes de las series contienen mayor información sobre los valores corrientes de las mismas que los valores pasados.

* Los valores pasados de una variable contienen mayor información sobre su estado corriente que los valores pasados de otras variables.

* Las series de tiempo macroeconómicas podrían seguir un camino aleatorio (*random walk*).

BVAR-'Minnesota' prior

* A partir de estas regularidades observadas en las series de tiempo, Litterman especifica las características que deberían tener los prior de los parámetros en los modelos de BVAR:

* La media prior de los coeficientes del primer retraso propio de cada variable es igual a uno.

* Los coeficientes que no representan el retraso propio tienen una media cercana a cero. Es decir que, todos los coeficientes tienen una media igual a cero, salvo el primer retraso de la variable dependiente que tiene una media igual a uno.

* Para los retrasos más alejados se utiliza un prior normal con media cero y un desvío estándar pequeño (esto último se menciona para que la distribución posterior se acerque a la distribución prior, o sea para disminuir la incertidumbre).

Hiperparámetros

* En la estimación de los modelos de BVAR se emplean unos pocos hiperparámetros a los que se asignan valores a priori. Los hiperparámetros utilizados son:

* El hiperparámetro de incertidumbre global γ , también denominado de precisión total, que controla el desvío estándar del primer retraso de la variable dependiente.

* El hiperparámetro de ponderación ω_{ij} , que controla el peso de cada variable en las otras.

* El hiperparámetro de decaimiento θ , que controla la tasa de decaimiento de acuerdo con los rezagos.

* La distribución a priori de los hiperparámetros no proviene de ninguna teoría económica en particular (son más bien de carácter intuitivo). En las estimaciones se utilizan, por lo general, valores de *default* (los recomendados por el programador) para estos hiperparámetros ($\gamma = 0.1$; $\omega_{ij} = 0.5$, $\theta = 1$), aunque se hacen pruebas de sensibilidad con otros valores. Asimismo, no se considera una distribución prior para los coeficientes de las variables exógenas, o para el componente determinístico.

Distribución posterior. 'Gibbs sampler'

* Una vez que se ha establecido la distribución a priori de los parámetros es posible obtener una distribución posterior, utilizando información de la muestra. 'Gibbs sampler' sería un algoritmo de simulación de la cadena de Markov que permite tratar con la distribución posterior. Se estiman modelos de BVAR utilizando esta técnica.

BVAR-Kalman con coeficientes variables en el tiempo

* Por su parte, los modelos de BVAR-Kalman (emplean esta técnica para la estimación de los parámetros), con coeficientes variables en el tiempo, permiten considerar diferentes regímenes, o comportamientos no lineales de los datos.

Fuente: elaboración propia a partir de las referencias bibliográficas.

Test de raíz unitaria

Tabla 2
Test de raíz unitaria. Estadísticos Dickey-Fuller Aumentado (ADF) y Phillips-Perron.
Período 1993:1-2009:3

Series	Significatividad de la constante	Significatividad de la tendencia	ADF	Phillips-Perron	Orden integración
Exportaciones. Datos sin estacionalidad	Sí	Sí	-2,92	-1,95	1
Consumo total. Datos sin estacionalidad	No	No	1,18	1,63	1
Precios implícitos de exportación en términos reales	Sí	Sí	-2,17	-2,35	1

En los tests ADF y de Phillips-Perron no se rechaza la hipótesis nula de existencia de raíz unitaria al 5%. Variables en logaritmo y estimaciones con cuatro rezagos. Las series son integradas del mismo orden. Las primeras diferencias resultan estacionarias (Phillips-Perron).

Elaboración propia

REFERENCIAS

AHUMADA, H.

1994 *Argentine Exports: long Run Behavior and Dynamics*. Reunión Anual de la AAEP. Universidad Nacional de La Plata.

BARRÁEZ, D., W. BOLÍVAR y V. CARTAYA

2008 *Un Modelo Macroeconómico BVAR de Predicción para la Economía Venezolana*. Caracas: Banco Central de Venezuela.

BERNANKE, B. y J. BOIVIN

2003 «Monetary Policy in a Data-rich Environment». *Journal of Monetary Economics*, N° 50, pp. 525-546.

BERNANKE, B., J. BOIVIN y P. ELIAZS

2005 «Measuring the Effects of Monetary Policy: a Factor-augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach». *The Quarterly Journal of Economics*, N° 120, pp. 387-422.

BERRETTONI, D. y S. CASTRESANA

2008 «Exportaciones y tipo de cambio real: el caso de las manufacturas industriales argentinas». Mimeo. Centro de Economía Internacional.

CATAO, L. y E. FALCETTI

2002 «Determinants of Argentina's External Trade». *Journal of Applied Economics*, N° 5, pp. 19-57.

CICCARELLI, M. y A. REBUCCI

2003 *Bayesian VARs: a Survey of the Recent Literature with an Application to the European Monetary System*. IMF Working Paper 102. Fondo Monetario Internacional.

DOAN, T., R. LITTERMAN y C. SIMS

1986 *Forecasting and Conditional Projection using Realistic Prior Distributions*. Federal Reserve Bank of Minneapolis. Report 93.

ENGLE, R. y B. YOU

1987 «Forecasting and Testing Cointegrated System». *Journal of Econometrics*, N° 35, pp. 143-159.

GELFAND, A. y A. SMITH

1990 «Sampling-Based Approaches to Calculating Marginal Densities». *Journal of American Statistical Association*, N°85, pp. 398-409.

GELMAN, A., J. CARLIN, H. STERN y D. RUBIN

2004 *Bayesian Data Analysis*. Nueva York: Chapman & Hall.

KENNY, G., A. MEYLER y T. QUINN

1998 *Bayesian VAR Models for Forecasting Irish Inflation*. Technical Paper. Central Bank of Ireland.

KIGUEL, M. y N. LIVIATAN

1992 «The Business Cycle Associated with Exchange Rate-Based Stabilization Policies». *World Bank Economic Review*, N° 6, pp. 279-305.

KOOP, G.

2003 *Bayesian Econometrics*. Nueva York: J. Wiley.

LITTERMAN, R.

1985 *Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions-five Years of Experience*. Federal Reserve Bank of Minneapolis. Working Paper 274.

LLOSA, G., V. TUESTA y M. VEGA

2005 *Un modelo de proyección BVAR para la inflación peruana*. Banco Central de Reserva del Perú. Serie de Documentos de Trabajo 2005/007.

LUCAS, R.

1976 «Econometric Policy Evaluation: a Critique». En Brunner K. y A. Meltzer (editores). *The Phillips Curve and Labor Markets*. Carnegie-Rochester Conference. Series on Public Policy. (1). New York: American Elsevier, pp. 19-46.

LUCAS, R. y T. SARGENT

1979 «After Keynesian Macroeconomics». *Federal Reserve Bank of Minneapolis. Quarterly Review*, N° 3, pp. 1-16.

MUMTAZ, H.

2008 «Introduction to Maximum Likelihood and Bayesian Estimation». Mimeo. Bank of England.

PRESCOTT, E.

1977 «Should Control Theory be used for Economic Stabilization?». En Brunner, K. y A. Meltzer (editores). *Optimal Policies, Control Theory and Technology Exports*. Carnegie-Rochester Conference. Series on Public Policy. Volume 7. New York: American Elsevier, pp. 13-38.

QUILIS, E.

2002 «Modelos BVAR. Especificación, Estimación e Inferencia». Mimeo. Instituto Nacional de Estadística. Madrid.

RATS

2004 *Versión 6.0. Manual del Usuario*. Evanston, Illinois: Estima.

REINHART, C.

1995 *Devaluation, Relative Prices and International Trade*. IMF Staff Papers, N° 42, pp. 290-312.

SENHADJI, A. y C. MONTENEGRO

1999 *Time-Series Analysis of Export Equations: a Cross-Country Analysis*. IMF Staff Papers, N° 46, pp. 259-273.

SIMS, C.

1980 «Macroeconomics and Reality». *Econométrica*, N° 48, pp. 1-48.

1992 «Interpreting the Macroeconomic Time Series Facts: the Effects of Monetary Policy». *European Economic Review*, N° 36, pp. 975-1000.

THEIL, H.

1971 *Principles of Econometrics*. Nueva York: J. Wiley.

VEGH, C.

1992 *Stopping High Inflation: an Analytical Overview*. IMF Staff Papers N° 39, pp. 626-695.