

El tamaño de las empresas y la
transmisión de la política monetaria en
Colombia: una aplicación con la encuesta
mensual de expectativas económicas

Por: Héctor M. Zárate Solano
Norberto Rodríguez Niño
Margarita Marín Jaramillo

Núm. 721
2012

Borradores de ECONOMÍA



ta - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Col



El Tamaño de las Empresas y la Transmisión de la Política Monetaria en Colombia: una Aplicación con la Encuesta Mensual de Expectativas Económicas*

Héctor M. Zárate Solano Norberto Rodríguez Niño
Margarita Marín Jaramillo**

Resumen

En este documento se utiliza la información proveniente de las encuestas de expectativas económicas a los empresarios para comprobar si el efecto de la política monetaria difiere entre empresas grandes y pequeñas. La metodología econométrica se basa en los modelos de vectores autorregresivos bayesianos con cambio de régimen, MS-BVAR. Según las funciones de impulso respuesta obtenidas, ante un choque en la tasa de interés, el clima de los negocios tanto de las empresas grandes como de las pequeñas responde positivamente en el régimen de expansión del ciclo, mientras que en el régimen de contracción, las respuestas del indicador del clima de los negocios son negativas y más pronunciadas. Adicionalmente, la evidencia empírica sugiere que las empresas grandes son más sensibles a los choques de tasas de interés. Lo anterior, probablemente sea consecuencia del bajo grado de profundización financiera.

Palabras Claves: Política Monetaria, Modelos Markov-Switching, Modelos VAR, Muestreo de Gibbs, Clima de Negocios.

Clasificación JEL: C32, E31, E32, E41, E52

*Este trabajo es de carácter provisional, las opiniones y posibles errores son responsabilidad exclusiva de los autores y sus contenidos no comprometen al Banco de la República ni a su Junta Directiva.

**Los dos primeros autores son Econométricos del Banco de la República de Colombia, Unidad de Econometría y Departamento de Modelos Macroeconómicos, respectivamente; Margarita fue estudiante en práctica del Banco de la República durante el 2011 y actualmente es estudiante de maestría de estadística. e-mail: hzaratso@banrep.gov.co, nrodrini@banrep.gov.co, mmarinj@unal.edu.co

1. Introducción

En este documento investigamos el efecto de la política monetaria sobre el desempeño económico tanto de empresas grandes como pequeñas en el corto plazo. Desde el punto de vista de las teorías del mercado imperfecto de crédito se destacan dos mecanismos con implicaciones diferentes: el mecanismo de la hoja de balance y el de préstamos bancarios. En el primero, la postura de una política monetaria contraccionista tiene efectos directos e indirectos sobre el estado financiero de las empresas. Por un lado, aumenta las tasas de interés de mercado incrementando los intereses de los créditos comerciales, que en una gran proporción son pactados con tasas variables, esto a su vez disminuye el valor de los activos de las empresas reduciendo el valor del colateral. Por otra parte, se reduce la demanda de los productos y sus ingresos. Estos dos factores se complementan y tienen restricciones en el acceso al sistema financiero, principalmente sobre las empresas pequeñas.

Por otra parte, en el mecanismo de los préstamos bancarios, los cambios en la política monetaria afectan el volumen de créditos disponibles ocasionando mayores restricciones a las empresas en el acceso al sistema financiero (Ehrmann, 2005).

La evidencia internacional sugiere que una política monetaria contraccionista afecta en mayor medida la actividad económica de las empresas pequeñas y medianas ¹. Así, al existir contracción en el crédito es más probable que los bancos otorguen préstamos a las compañías grandes (Ehrmann, 2005).

En el caso colombiano, Betancourt et al. (2008), suponiendo homogeneidad de las firmas y utilizando un modelo Markov-Switching Vector Autorregresivo (MS-VAR), encontraron evidencia de una mayor transferencia de la política monetaria de largo plazo en estados de alta volatilidad, mientras que en el corto plazo se encontró una transferencia incompleta que independiente del estado de la economía.

Teniendo en cuenta lo anterior, este trabajo busca comprobar empíricamente si la vulnerabilidad del estado financiero de las firmas pequeñas y grandes difiere ante los choques de la política monetaria. Nuestra metodología utiliza el indicador del clima de negocios tanto de firmas grandes como pequeñas, elaborado mensualmente con la Encuesta Mensual de Expectativas Económicas (EMEE), como referencia para verificar directamente esta conjetura.

Se estiman dos modelos econométricos utilizando las variables tradicionales en este tipo de ejercicios y adicionando el indicador de clima de los negocios. Cabe destacar que la frecuencia de los datos es mensual. El primer modelo se utiliza como referencia y corresponde a un modelo VAR lineal con cuatro variables: la tasa de interés de los certificados de depósito a término de 90 días (DTF), el logaritmo del índice de precios al consumidor (IPC), el logaritmo de la base monetaria (BM) y el logaritmo del indicador de clima de negocios por tamaño de firma. Este modelo busca medir los efectos del cambio de la política

¹Veáse Fazzari & Petersen (1988); Chirinko (1993); Christiano & Evans (1996); Gertler & Gilchrist (1994); Pérez-Quirós & Timmermann (2000); Audrestsch & Elston (2002).

monetaria sobre cada una de las variables y el impacto sobre el clima de los negocios de las firmas grandes y pequeñas.

El segundo modelo es un VAR no lineal, utilizando las mismas variables, con cambio de régimen y estimado en un contexto bayesiano (MS-BVAR) (Krolzig, 1997). Esta especificación tiene mayor flexibilidad permitiendo introducir diferentes estados de la economía y facilitando el modelamiento explícito de los eventos de expansión y contracción monetaria.

Este trabajo se divide en cuatro secciones incluyendo esta introducción. En la segunda sección se presenta la estrategia metodológica y se describen los datos. Posteriormente, en la tercera sección se analizan los resultados de los dos modelos para todas las empresas y clasificadas según el tamaño. Finalmente se presentan las conclusiones y direcciones futuras de este trabajo.

2. Metodología

2.1. Modelo VAR Lineal

El modelo de referencia utilizado consiste en un VAR lineal de 4 variables² tal que:

$$Y_t = [m_t, c_{it}, \pi_t, i_t]' \quad (1)$$

Donde Y_t incluye la variación anual de los logaritmos de la Base Monetaria (m_t), el Clima de Negocios por tamaño de firma (c_{it})³, la tasa de interés DTF (i_t) y la variación anual del logaritmo del IPC (π_t). La frecuencia de los datos es mensual y corresponde al periodo de diciembre de 2005 a marzo de 2011 para todas las empresas en su conjunto, y de octubre de 2006 a febrero de 2011 para los datos por tamaño de firma.

2.2. Modelo MS-BVAR

El modelo sigue las especificaciones de un VAR Markov-Switching (MS-BVAR) tal que:

$$Y_t = v(S_t) + A_1(S_t)Y_{t-1} + \dots + A_p(S_t)Y_{t-p} + B(S_t)u_t \quad (2)$$

donde los interceptos, $v(S_t)$, las matrices de coeficientes autoregresivos, $A_1(S_t), \dots, A_p(S_t)$, y las matrices de varianzas y covarianzas dependen del régimen, y $u_t \sim N(0, I_4)$ es el error aleatorio. Por su parte, S_t indica el estado de la economía y describe la dependencia de los parámetros del modelo VAR en el régimen y se supone son generados por una cadena de Markov (escondido) discreta con probabilidades de transición de régimen i al j dadas por, P_{ij} , las que se suponen constantes en el tiempo.

²A todas las series se les realizó las transformaciones descritas en la sección 3 de este trabajo

³Transformada según lo propuesto en la sección 3 de este trabajo

La estimación se realiza con métodos bayesianos. Específicamente, se utiliza el muestreo de Gibbs de movimiento múltiple de régimen (veáse Apéndice). Esta estrategia fue elegida por dos razones: primero, por que permite modelar situaciones con diferentes estados de la economía, en este caso los implicados por los regimenes de la política monetaria. Segundo, el método Bayesiano resulta pertinente debido a que se puede aplicar para estimar modelos con gran cantidad de parámetros aún en presencia de muestras pequeñas.

La estimación del modelo se realiza en dos etapas, en la primera se obtiene la moda posterior de un modelo MSBVAR reducido, usando el algoritmo *expected maximum* (EM) utilizando los siguientes bloques (Brandt, 2011):

1. El estado espacio del MS
2. Estimación de los coeficientes del modelo VAR para cada régimen utilizando una distribución apriori
3. Estimación de la matriz de transición.

en la segunda etapa, con la moda obtenida se utiliza el muestreador de Gibbs para la simulación de la distribución posterior del modelo VAR en forma reducida. Los impulsos respuesta son régimen dependientes, la respuesta inmediata se computa con la formula (Ehrmann & Valla, 2003):

$$\hat{\theta}_{kr,0} = \hat{B}_r u_0 \quad (3)$$

para $r = 1, 2, \dots, m$, y la respuesta para h periodos adelante del choque es:

$$\hat{\theta}_{kr,h} = \sum_{j=1}^{\min(h,p)} \hat{A}_{jr}^{h-j+1} \hat{B}_r u_0 \quad (4)$$

donde \hat{A}_{jr} es la matriz de coeficientes estimados, u_0 es el vector inicial de perturbaciones tal que todas sus entradas son ceros exceptuando el k -ésimo elemento, que es uno y sirve para medir la respuesta de la r -ésima serie al impacto en la k -ésima variable endógena. \hat{B}_r la matriz de descomposición de la matriz de varianzas y covarianzas⁴. En donde h es el horizonte temporal del impulso respuesta y p representa el número de rezagos en el modelo VAR. Este algoritmo esta relacionado con los impulsos respuesta generalizados propuestos por Koop & Potter (1996). Cabe destacar que las probabilidades de transición para cada regimen deben caracterizar estados persistentes con el propósito de interpretar correctamente los impulsos respuesta.

Característico de esta metodología, comparada con otros trabajos como Stock y Watson (2008), ningún estado se supone absorbente en ningún momento del tiempo, así se permite que la economía pase de periodos de auge a los de recesión.

⁴En este trabajo, como restricción, para la identificación de la matriz \hat{B}_r , se impondrá la descomposición de Cholesky con el ordenamiento enunciado.

3. Descripción de los Datos

La Subgerencia de Estudios Económicos del Banco de la República realiza mensualmente la encuesta mensual de expectativas económicas, EMEE, con el objetivo de medir las percepciones y expectativas que tienen los empresarios sobre algunas variables de la actividad económica de sus firmas⁵. Las preguntas 1 y 2 que se relacionan con el diagnóstico y las expectativas del crecimiento de las ventas,⁶ permite construir el indicador de clima de negocios según el tamaño de las empresas.

En la Figura 1 se presenta el indicador del clima de los negocios teniendo en cuenta todas las empresas de la muestra durante el periodo comprendido entre diciembre de 2005 a abril de 2011. Este indicador corresponde a una media transformada de los balances de los diagnósticos de la empresa y sus expectativas, para detalles veáse Zarate et al. (2011). Se observa un optimismo de los empresarios entre 2006 y mediados de 2007, un deterioro posterior alcanzando un mínimo a comienzos de 2009 y posteriormente una recuperación del indicador.

La cuantificación del clima de los negocios se obtiene mediante la transformación $y^* = \ln\left(\frac{1+y}{1-y}\right)$ ⁷. Es de resaltar que durante todo el período muestral, la política monetaria colombiana ha estado operando con el régimen de inflación objetivo.

Para realizar la clasificación entre empresas grandes o pequeñas se utilizó la información del total de activos de la empresa y número de empleados según información de la Cámara de Comercio para varios años. En la Figura 2 se observa este indicador para las empresas grandes y pequeñas durante el periodo de octubre de 2006 a febrero de 2011. Estas gráficas sugieren la ocurrencia de al menos un ciclo de negocios completo durante los 5 años analizados.

A las variables base monetaria, índice de producción y clima de los negocios se les remueve la tendencia⁸ adicionalmente el agregado monetario se desestacionaliza⁹.

En la Tabla 1 se presentan algunas estadísticas descriptivas de las variables originales y transformadas. Adicionalmente, se realiza un análisis de correlación cruzada para detectar la dependencia temporal.

⁵Para más información sobre esta encuesta veáse Zarate et al. (2011), y Banco de la República (2011).

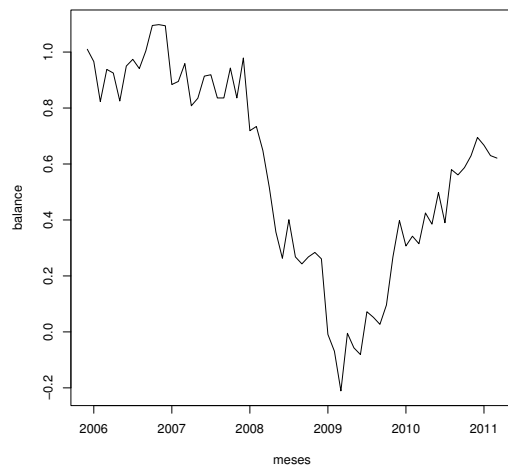
⁶Se encuentra en www.banrep.gov.co/economia/encuesta_expeco/Cuestionario_CNC.pdf

⁷La especificación de este procedimiento se puede ver en Ehrmann (2005).

⁸Se utiliza el Filtro de Hodrick-Prescott, con un $\lambda = 1600$, con lo que se obtienen series más suaves que con el uso de $\lambda = 14400$.

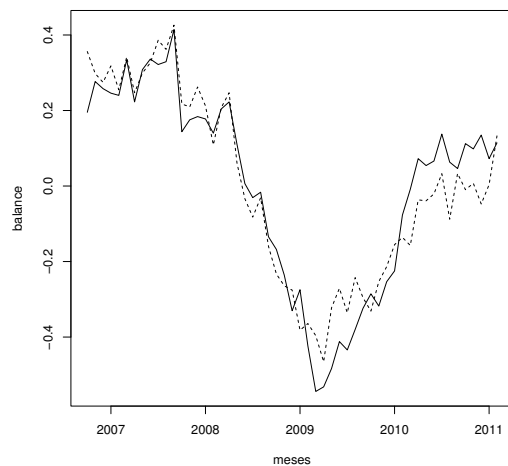
⁹Para esto se recurre al filtro *X12*.

Figura 1: Indicador del clima de negocios para la muestra total.



Fuente: Cálculos de los autores.

Figura 2: Indicador del clima de negocios según tamaño de la empresa.



Línea continua: empresas grandes. Línea punteada: empresas pequeñas.
Fuente: Cálculos de los autores.

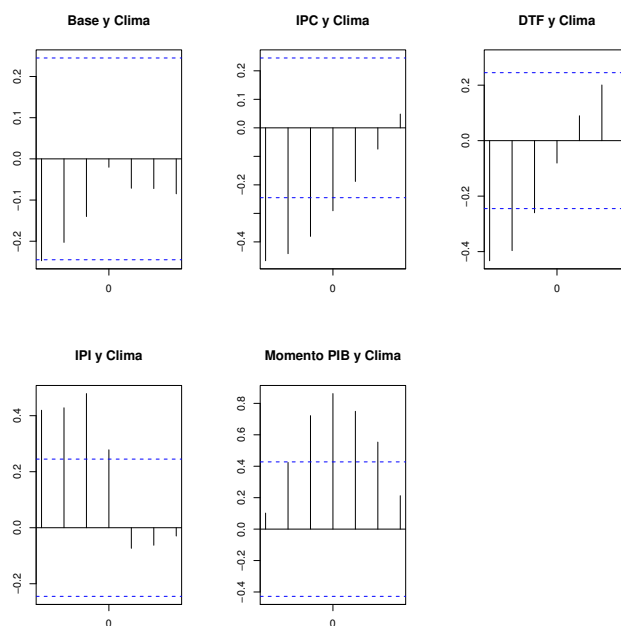
Cuadro 1: Estadísticas descriptivas

	Mínimo	Mediana	Media	Máximo	Desviación
Base Monetaria	2,94 %	13,94 %	4,43 %	26,65 %	4,82 %
	-7,30 %	0,58 %	0,00 %	6,98 %	3,02 %
Inflación anual	1,82 %	4,47 %	4,49 %	7,64 %	1,70 %
	-1,22 %	-0,13 %	0,00 %	1,63 %	0,75 %
DTF E. A.	3,44 %	6,42 %	6,61 %	10,13 %	2,28 %
	-1,25 %	-0,12 %	0,00 %	1,75 %	0,67 %
Clima todas empresas	-21,10 %	62,50 %	56,81 %	109,80 %	35,88 %
	-35,45 %	1,54 %	0,00 %	31,07 %	11,57 %
Clima Empresas Grandes	-0,54 %	7,24 %	-0,13 %	41,42 %	26,23 %
	-27,43 %	1,26 %	0,00 %	21,13 %	10,98 %
Clima Empresas Pequeñas	-46,55 %	-2,09 %	-0,04 %	42,61 %	25,04 %
	-21,54 %	0,13 %	0,00 %	21,09 %	9,00 %

1. Los valores de las filas inferiores para todas las variables corresponden a la serie transformada: la base monetaria se desestacionalizó y se le descontó la tendencia, el resto de las series están sin tendencia.

Fuente: Cálculos de los autores.

Figura 3: Correlación Cruzada entre Clima y diferentes variables



Fuente: Cálculos de los autores.

De acuerdo con este análisis de correlación, se destaca que el clima de los negocios parece ser un indicador adelantado para las variables IPC, IPI y DTF. No obstante no hay evidencia de una relación significativa con la base monetaria. Por su parte, el gráfico sugiere evidencia mixta entre este indicador y el *momentum* del PIB¹⁰.

4. Resultados

4.1. Resultados del modelo VAR Lineal

A continuación se presentan los gráficos de impulso-respuesta para las variables ante un choque en la tasa de interés y se presentan las respuestas hasta un horizonte de 40 meses (Figura 4)¹¹.

De acuerdo con esta especificación, un choque positivo a la tasa de interés de cien puntos básicos genera una respuesta negativa en el clima de los negocios y positiva en la inflación. La respuesta de la inflación es positiva, contrario a lo esperado, hecho documentado en la literatura como *la encrucijada de los precios*, veáse Giordani (2004) y Castelnuovo & Surico (2010), para una discusión reciente del tema. Por su parte, la respuesta es no significativa para la base monetaria.

Las respuestas según el tamaño de la firma se presentan en la Figura 5 y sugieren mayor sensibilidad de las firmas grandes a los choques de la tasa de interés.

4.2. Resultados MS-BVAR

A continuación se presentan los resultados de la transmisión de la política monetaria para los dos regímenes. La metodología utiliza el filtro BHLK para calcular las probabilidades¹² de pertenecer a cada uno de los regímenes para este modelo, Figura 6.

En este caso, es probable que el régimen 1 este asociado con periodos de expansión del ciclo económico de las empresas y el régimen 2 con periodos de contracción. Lo anterior debido a que las probabilidades del regimen 2 son cercanas a 1 en el primer semestre de 2008 y mediados de 2009, periodos asociados a crisis financieras internacionales. Sin embargo, cabe destacar, que el pico en 2007 resulta difícil de justificar.

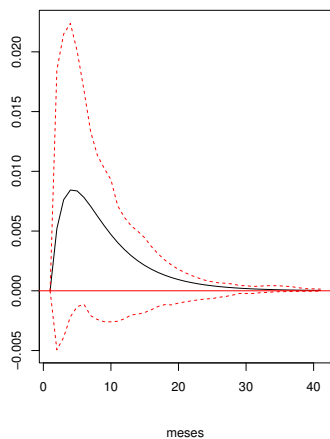
La Tabla 4.2 presenta la matriz de probabilidades de transición entre los regímenes. Estos niveles de probabilidad son frecuentes en este tipo de literatura

¹⁰El Momento se define como la diferencia entre el crecimiento anual actual y el crecimiento anual un año atrás reportados en la EMEE (Banco de la República, 2011).

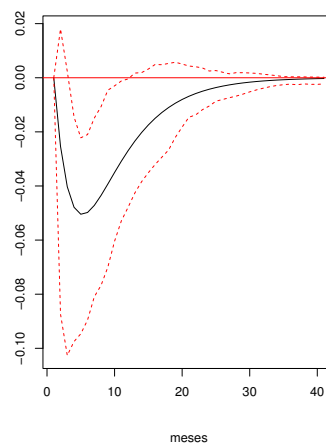
¹¹Por los criterios AIC y HQ, para la selección óptima de rezagos, se determinó que este VAR necesitaba de dos rezagos. Además, se utilizó la descomposición de Cholesky para su cálculo. Sin embargo, se pueden utilizar otros métodos como los de Blanchard & Quah (1989), King et al. (1991), Sims & Zha. (1998), etc. Los intervalos se calcularon con 500 repeticiones *bootstrapping*.

¹²Son probabilidades filtradas. Veáse Krolzig (1997)

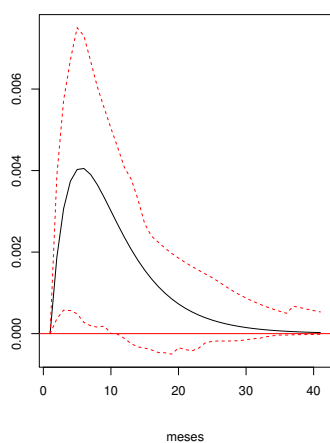
Figura 4: Respuestas a choques en DTF - VAR Lineal



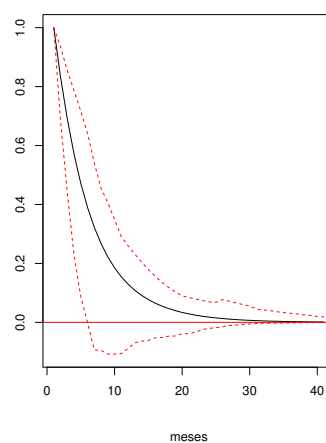
Base monetaria



Clima de los negocios



IPC



DTF

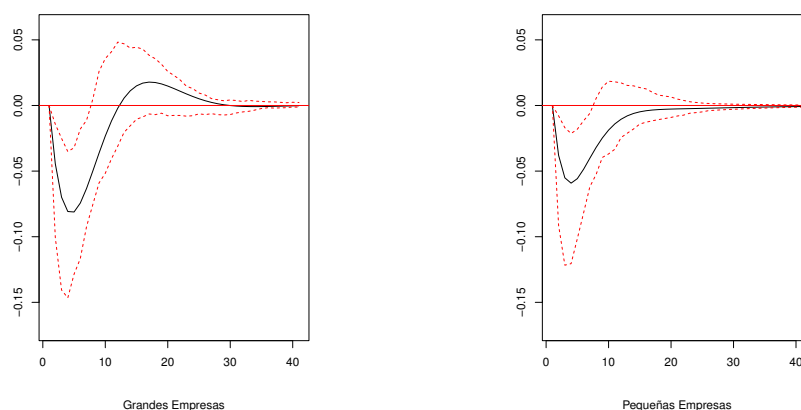
Fuente: Cálculos de los autores.

y están asociados a persistencia, lo que ayuda a justificar la interpretación de las funciones de impulso-respuesta que son dependientes del régimen, al menos en el corto plazo, pues implican que la probabilidad de cambio de estado (régimen) tomará varios periodos, véase Girardin y Moussa, 2009.

Los impulsos respuesta medios ¹³ para este modelo se presentan en las figuras

¹³Para el cálculo de los impulso respuesta, se realizaron 10,000 iteraciones con la metodología del muestreo de Gibbs. Teniendo en cuenta la estabilidad de los modelos VAR en cada régimen.

Figura 5: Respuesta de Clima ante choque de DTF según tamaño de las empresas



Fuente: Cálculos de los autores.

$$\begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{21} & P_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,9152 & 0,0847 \\ 0,2173 & 0,7826 \end{bmatrix}$$

Cuadro 2: Matriz de Probabilidades de transición.

Fuente: Cálculos de los autores.

6 a 9, junto con sus intervalos de más alta probabilidad al 68% y un horizonte de 40 meses.

Ante choques en la tasa de interés, la base monetaria responde negativamente en el régimen 1 y positivamente en el régimen 2. En los dos casos, el efecto es de corto plazo y se desvanece rápidamente.

Para el clima de los negocios, la respuesta en el régimen 1 es no significativa, mientras en el régimen 2, la respuesta es negativa y transitoria.

La respuesta de la inflación en ambos regimenes es positiva. No obstante, en el régimen 1 la respuesta es mayor en comparación con el régimen 2, en concordancia con la encrucijada de los precios, descrita anteriormente.

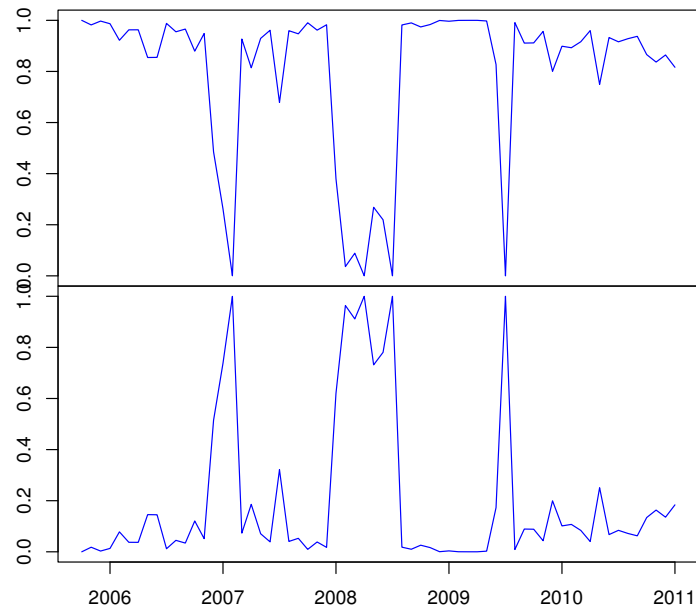
Por tamaño de firma, las empresas grandes y pequeñas responden positivamente en el régimen 1. Por su parte, en el régimen 2 el clima de los negocios registra un comportamiento ciclico para ambos tipos de empresas. Cabe destacar, que las empresas grandes son más sensibles a los choques en la tasa de interés.

Una posible explicación puede surgir por la baja profundización financiera en Colombia¹⁴, que probablemente conlleva a mayores restricciones de crédito para

Para esto, se requiere que los valores propios calculados en cada iteración sean menores que 1. Así, el 14,05% de las simulaciones se retuvieron para el ejercicio con todas las empresas, 27,54% para las grandes empresas y 11,17% para las pequeñas empresas. Posteriormente, se calculó la media y el intervalo de confianza de los modelos VARs estables, con lo que se obtuvo las funciones impulso respuesta reportadas.

¹⁴Para 2010, crédito doméstico al sector privado sobre PIB (%), una me-

Figura 6: Probabilidades filtradas de encontrarse en cada uno de los regímenes

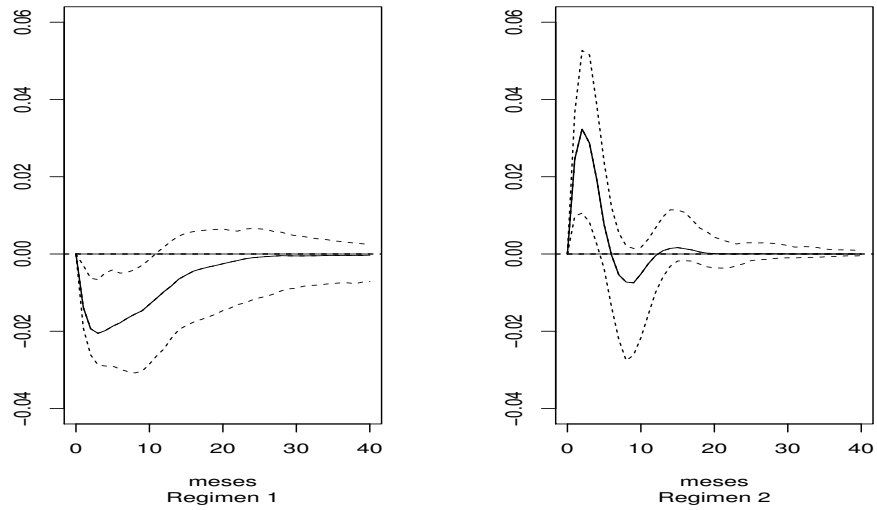


Fuente: Cálculos de los autores.

las empresas pequeñas, lo cual tiene implicaciones sobre su actividad económica. Esto, también podría explicar las diferencias con los resultados internacionales.

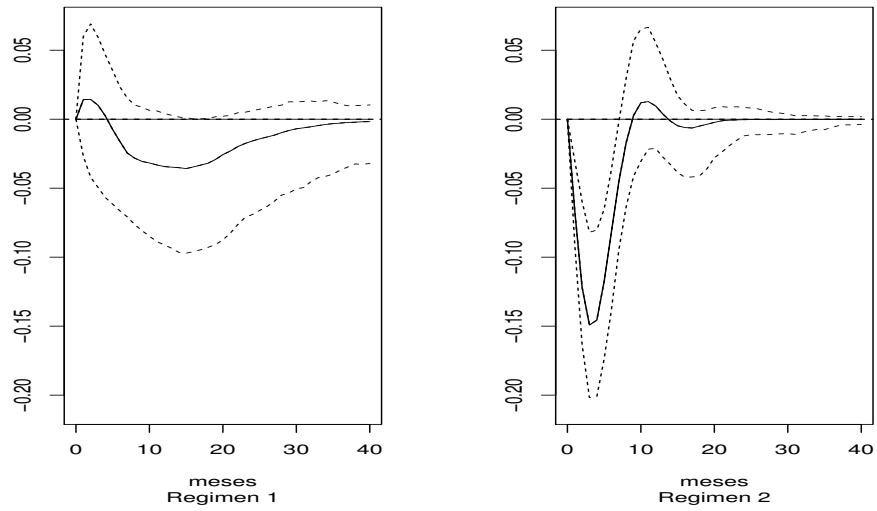
didada sustituta de la profundización financiera, para Colombia fue de 43,54, mientras que Estados Unidos registró 202,2 y Alemania 107,7. Fuente: data-bank.worldbank.org/ddp/home.do?Step=2&id=4&chActiveDimensionId=WDI_Series

Figura 7: Respuesta de Base ante choque de DTF para cada régimen



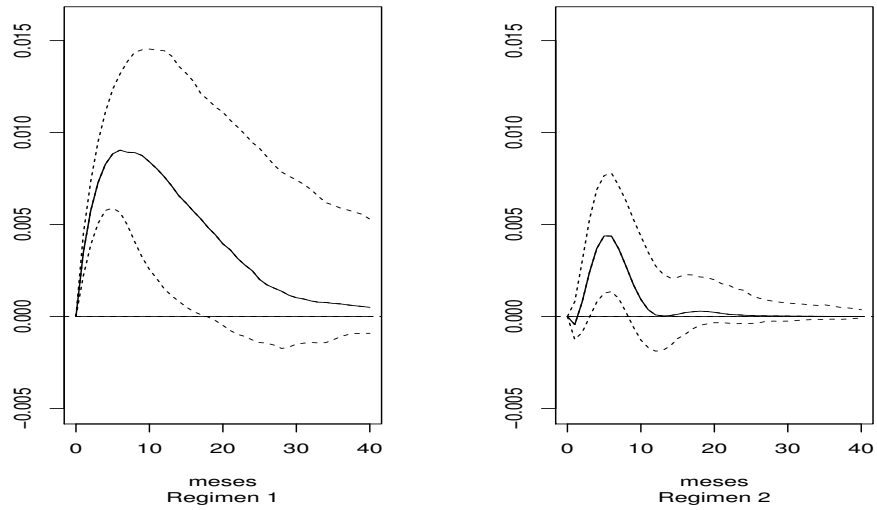
Fuente: Cálculos de los autores.

Figura 8: Respuesta de Clima ante choque de DTF para cada régimen



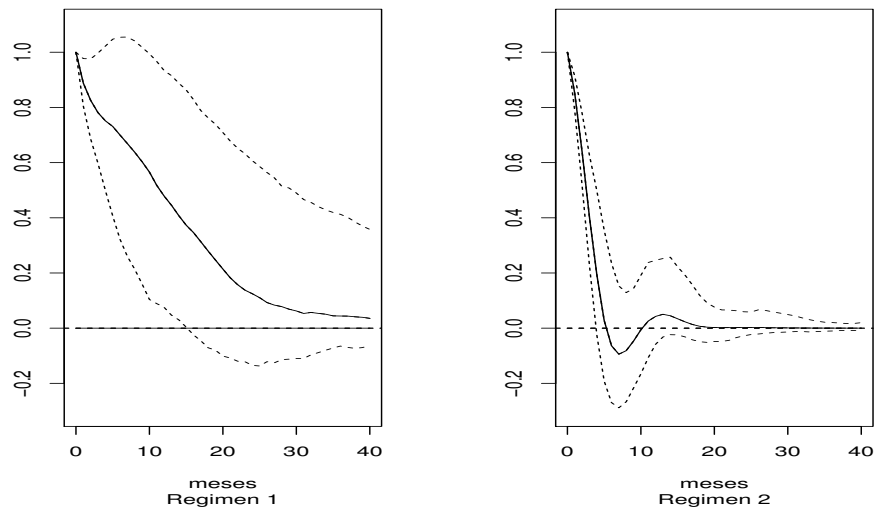
Fuente: Cálculos de los autores.

Figura 9: Respuesta de IPC ante choque de DTF para cada régimen



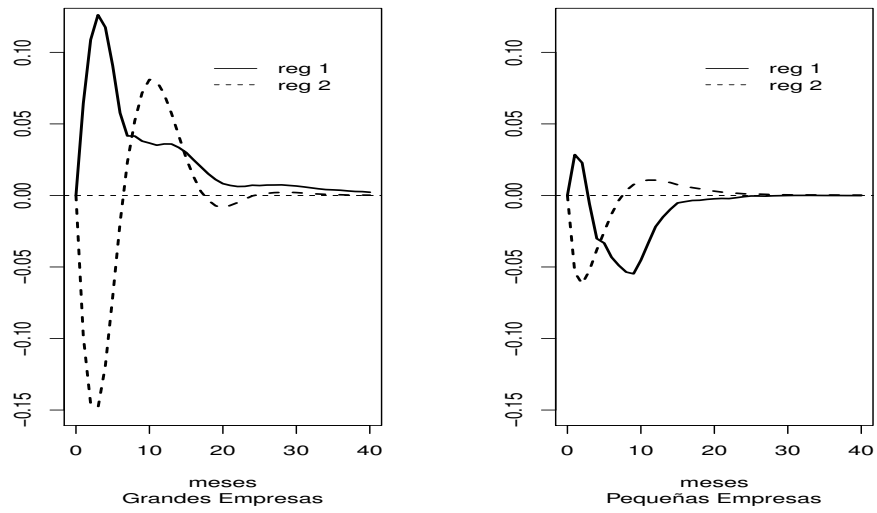
Fuente: Cálculos de los autores.

Figura 10: Respuesta de DTF ante choque de DTF para cada régimen



Fuente: Cálculos de los autores.

Figura 11: Respuesta de Clima por tamaño de firma ante choque de DTF para cada régimen



Fuente: Cálculos de los autores.

5. Comentarios Finales y Recomendaciones

En este trabajo se analizaron los efectos de la política monetaria sobre las empresas grande y pequeñas. Utilizamos el indicador del clima de los negocios obtenido a partir de la Encuesta Mensual de Expectativas Económicas (EMEE), realizada por la Subgerencia de Estudios Económicos del Banco de la Republica para el periodo de diciembre de 2005 a marzo de 2011. Esta variable combina las percepciones y expectativas de los empresarios sobre el desempeño de la actividad económica.

Para analizar estos efectos, se estimaron dos modelos econométricos. El primero consistió en un VAR lineal que además del Clima de Negocios, incluyó la base monetaria, el índice de precios al consumidor y la tasa de interés de los certificados de depósito a término fijo. Los impulsos-respuesta de este modelo sugieren que ante choques en la tasa de interés el clima de los negocios de las empresas tanto grandes como pequeñas registran respuestas negativas.

El segundo modelo utilizado corresponde a un MS-BVAR, en el cual se incluyeron las cuatro variables descritas anteriormente. Los resultados de esta estimación, presentan evidencia que ante un choque en la tasa de interés se producirá una respuesta positiva en el clima de negocios en el periodo de expansión del ciclo. Por su parte, en periodos de contracción, el clima de negocios responde negativamente. Cabe destacar la mayor sensibilidad de la respuesta en el periodo de contracción.

De acuerdo con el tamaño de las firmas en el periodo de contracción del ciclo, se observa que las respuestas del clima de negocios de las firmas grandes fue más sensible a la política monetaria. Estos resultados difieren con los de otros estudios internacionales, que señalan a las empresas pequeñas o medianas como las que presentan respuestas mas pronunciadas. Lo anterior, podría ser explicado por varios factores. Entre ellos, la profundización financiera de los países emergentes como Colombia es menor que en aquellos países desarrollados a los que se ha referido la literatura empirica. Esto conlleva probablemente a una baja disponibilidad de fondos externos, entre otras explicaciones. En conclusión, los canales de transmisión del crédito bancario y la hoja de balance tienen importancia secundaria durante el periodo estudiado.

A partir de estos resultados, se puede caracterizar una mayor respuesta del clima de los negocios de las empresas, especialmente grandes, ante cambios en la política monetaria en Colombia, en épocas de contracción del ciclo económico, lo que indicaría que la política monetaria podría ser un mecanismo efectivo para la aplicación de medidas contra cíclicas.

Estudios futuros requieren la aplicación de metodologías econométricas que capturen el comportamiento de las firmas en los diferentes episodios del ciclo económico (subidas o bajadas). Por ejemplo, los modelos VAR no lineales de transición suave (STRVAR), los cuales, además de respuestas diferenciales según el estado de la economía, consideran efectos asimétricos que dependen de la magnitud y signo del choque.

Referencias

- Audrestsch, D. & Elston, J. (2002). Does firm size matter? evidence on the impact of liquidity constraints on firm investment behavior in germany. *International Journal of Industrial Organization*, 20, 1–17.
- Banco de la República (2011). Encuesta mensual de expectativas económicas: Informe trimestral, marzo 2011. Technical report, Banco de la República, Subgerencia de Estudios Económicos, Departamento Técnico y de Información Económica.
- Betancourt, R., Misas, M., & Bonilla, L. (2008). Pass-through de las tasas de interés en colombia: un enfoque multivariado con cambio de régimen. *Borradores de Economía, Banco de la República*, 535, 1–37.
- Blanchard, O. J. & Quah, D. (1989). The dynamic effects of aggregate demand and supply disturbances. *American Economic Review*, 79, 655–673.
- Brandt, P. (2011). Markov-switching, bayesian, vector autoregression models. Technical report, R-project.
- Carter, c. K. & Kohn, R. (1994). On gibbs samling for state-sspace models. *Biometrika*, 81, 541–553.
- Castelnuovo, E. & Surico, P. (2010). Monetary policy, inflation expectations and the price puzzel. *The Economic Journal*, 120, 1262–1283.
- Chirinko, R. (1993). Business fixed investment spending: modelling strategies, empirical results, and policy implications. *Journal of Economic Literature*, 31, 1875–1911.
- Christiano, L., M. E. & Evans, C. (1996). The effects of monetary policy shocks: Evidence from the flow of funds. *Review of Economics and Statistics*, 78, 16–34.
- Ehrmann, M., E. M. & Valla, N. (2003). Regime-dependent impulse response functions in a markov-switching vector autoregression model. *Economics Letters*, 78, 295–299.
- Ehrmann, M. (2005). Firm size and monetary policy transmission: Evidence from german business survey data. In Sturm J and Wollmershauser (eds) (Ed.), *IFO Survey Data in Business Cycle and Monetary Policy Analysis*. Physica- Verlag.
- Fazzari, S., H. R. & Petersen, B. (1988). Financing constraints and corporate investment. *Brookings Papers on Economic Activity*, 141–195.
- Gertler, M. & Gilchrist, S. (1994). Monetary policy, business cycles, and the behavior of small manufacturing firms. *Quarterly Journal of Economics*, 109, 309–340.

- Giordani, P. (2004). An alternative explanation of the price puzzle. *Journal of Monetary Economics*, 51(6), 1271–1296.
- Kim, C.-J. (1994). Dynamic linear models with markov-switching. *Journal of Econometrics*, 60, 1–22.
- King, R., Plosser, C., Stock, J., & Watson, M. (1991). Stochastic trends and economic fluctuations. *American Economic Review*, 81, 819–840.
- Koop, G. Pesaran, M. & Potter, S. (1996). Impulse response análisis in nonlinear multivariate models. *Journal of Econometrics*, 74, 119–147.
- Krolzig, H.-M. (1997). *Markov-Switching Vector Autoregressions: Modeling, Statistical Inference, and Application to Business Cycle Analysis*.
- Litterman, R. (1986). Forecasting with bayesian vector autoregressions-five years of experience. *Journal of Business and Economic Statistics*, 4(1), 25–28.
- Liu, J., Wong, W. H., & Kong, A. (1994). Covariance structure of the gibbs sampler with applications to the comparition of stimators and augmentation schemes. *Biometrika*, 81, 27–40.
- Peréz-Quirós, G. & Timmermann, A. (2000). Firm size and cyclical variations in stock returns. *Journal of Finance*, 55, 1229–1262.
- Shephard, N. (1994). Practical nn gaussian state space. *Biometrika*, 81, 115–131.
- Sims, C. & Zha., T. (1998). Bayesian methods for dynamic multivariate models. *International Economic Review*, 39(4), 949–968.
- Zarate, H., Sánchez, K., & Marín, M. (2011). Cuantificación de encuestas ordinales y pruebas de racionalidad: Una aplicación a la encuesta mensual de expectativas económicas. *Borradores de Economía, Banco de la República*, 649.

A. Análisis Bayesiano del modelo MS-BVAR mediante el Muestreo de Gibbs

En este apéndice se resumen las características más relevantes del método de estimación empleado en este trabajo, mayores detalles pueden ser encontrados en Krolzig (1997, sec. 8.4).

Cuadro 3: Muestreo de Gibbs del MS-BVAR

I. Inicialización

$$\begin{aligned}\gamma_0^{(0)} &= (X_0' X_0)^{-1} X_0 y_0 \\ \Sigma_m^{(0)} &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_t - X_{0t} \gamma_0^{(0)}) (y_t - X_{0t} \gamma_0^{(0)})' \\ \gamma_m^{(0)} &= (\gamma_{m,1}^{(0)}, 0)' \\ P^{(0)} &= P^0\end{aligned}$$

II. Ciclo de Gibbs a través de las densidades condicionales

1. Paso Filtrado y Suavizado

2. Paso Cadena Markoviana Escondida

$$\begin{aligned}P_{ij}^* &\leftrightarrow \text{Beta}(n_{ij}, m_{ij}) \\ P_{ij} &= (1 - \sum_{m=1}^{j-1} P_{im} - \sum_{m=j+1}^M P_{im})^{-1} P_{ij}^* \\ P_{iM} &= 1 - \sum_{m=1}^{M-1} P_{im}\end{aligned}$$

3. Paso Inversa-Wishart

$$\Sigma_m^{-1} \leftrightarrow W(T_m - K - 1, \hat{\Sigma}_m)$$

4. Paso regresión

$$\begin{aligned}\gamma_0 &\leftrightarrow N(\hat{\gamma}_0, \text{Var}(\hat{\gamma}_0)) \\ \gamma_1 &\leftrightarrow N(\hat{\gamma}_1, \text{Var}(\hat{\gamma}_1)) \\ \gamma_m &\leftrightarrow N(\hat{\gamma}_m, \text{Var}(\hat{\gamma}_m)) I(\gamma_{m,1} < \gamma_{m-1,1}), m = 2, \dots, M\end{aligned}$$

III. Iterar el paso II $N_1 + N_2$ veces

Fuente: Krolzig (1997), sección 8.4.

Por razones de conveniencia, se considera un modelo de regresión lineal MS(M) general (con parámetros γ)

$$y_t = X_{0t} \gamma_0 + \xi_{1t} X_{1t} \gamma_1 + \dots + \xi_{Mt} X_{Mt} \gamma_M + u_t$$

$$u_t \sim NID(0, \Sigma_t), \Sigma_t = \xi_{1t} \Sigma_1 + \dots + \xi_{Mt} \Sigma_M$$

donde el término u_t es homoscedástico si $\Sigma_m = \Sigma$ para todo $m = 1, \dots, M$; y donde el vector γ_0 de parámetros invariantes por régimen es común a todos los estados; el vector de parámetros γ_m , $m = 1, \dots, M$ llamado $\gamma_r = (\gamma'_{r,1}, \dots, \gamma'_{r,M})'$ está restringido en forma de desigualdades para reproducir los estados y por ende lograr un modelo identificado.

La evolución de los regímenes es dado por una cadena Markoviana ergódica M -dimensional determinada por las probabilidades de transición $p_{i,j}$ y ν_{t+1} .

$$(\xi_{t+1} - \hat{\xi}) = P'(\xi_t - \hat{\xi}) + \nu_{t+1} E[\nu_{t+1} | \xi_t, \xi_{t-1}, \dots]$$

Los parámetros $p = \text{vec}(P)$ de la cadena markoviana, los vectores de parámetros de escala $\sigma_m = \text{vech}(\Sigma_m)$, $\sigma' = (\sigma'_1, \dots, \sigma'_M)$ y los parámetros de localización γ son recogidos en el vector de parámetros ¹⁵

$$\lambda' = (\gamma'_c, \gamma'_r, \gamma'_1, \dots, \gamma'_M, \sigma', \rho')$$

Para propósitos de la estimación, es muy útil una partición de λ en sus componentes. En particular, condicionando a la probabilidad de transición se superan problemas debidos a la no linealidad de las ecuaciones normales (como en una estimación ML) derivando la probabilidad de las distribuciones condicionales a cada vector componente separadamente. En el contexto de series de tiempo, las variables son consideradas como endógenas rezagadas o constantes.

Las densidades condicionadas requeridas para el muestreo de Gibbs pueden ser derivadas de la función de probabilidad. Para un ξ dado, la función de verosimilitud es determinada por la función de densidad $p(Y_T | \xi, \lambda)$:

$$p(Y_T | \xi, \lambda) = (2\pi)^{\frac{KT}{2}} \prod_{t=1}^T \{ |\Sigma_t|^{-1/2} \exp(-\frac{1}{2} u_t(\gamma)' \Sigma_t^{-1} u_t(\gamma)) \}$$

donde $u_t(\gamma) = (y_t - [(1, \xi'_t) \times I_K] X_t \gamma)$. Para propósitos de la estimación, se utiliza una escritura ligeramente diferente de la función de verosimilitud:

$$p(Y_T | \xi, \lambda) = (2\pi)^{-\frac{KT}{2}} \left(\prod_{m=1}^M |\Sigma_m|^{-\frac{T_m}{2}} \right) \exp\left\{-\frac{1}{2} u' W^{-1} u\right\}$$

Tal que W^{-1} es una matriz de dimensión $(TKM \times TKM)$, donde $T_m = \sum_{t=1}^T \xi_{mt}$ y las otras matrices tienen la forma

$$u = \begin{bmatrix} u_1 \\ \vdots \\ u_T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1_M \otimes y_1 - X_1 \gamma \\ \vdots \\ 1_M \otimes y_T - X_T \gamma \end{bmatrix} = 1_M \otimes y - X \gamma$$

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_T \end{bmatrix}$$

$$X_t = \begin{bmatrix} X_{0t} & X_{1t} & & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{0t} & 0 & & X_{Mt} \end{bmatrix}$$

$$\gamma = \begin{bmatrix} \gamma_0 \\ \gamma_1 \\ \vdots \\ \gamma_M \end{bmatrix}$$

¹⁵Bajo heteroscedasticidad del ruido blanco gaussiano u_t , un vector de parámetros $\lambda' = (\gamma'_c, \gamma'_r, \gamma'_1, \dots, \gamma'_M, \sigma', \rho')$ es usado, donde $\sigma_m = \text{vech}(\Sigma)$.

$$W^{-1} = \begin{bmatrix} W_1^{-1} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & W_T^{-1} \end{bmatrix}$$

$$W_t^{-1} = \begin{bmatrix} \xi_{1t}\Sigma_1^{-1} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \xi_{Mt}\Sigma_M^{-1} \end{bmatrix}$$

Como en el análisis Bayesiano tradicional, la inferencia sobre un vector de parámetros λ esta basado en la función de densidad posterior $p(\lambda|Y_T) \propto \pi(\lambda)p(Y_T|\lambda)$, donde $\pi(\lambda)$ es la densidad prior de λ . Un punto crucial es que los estados no observables son tratados como parámetros adicionales desconocidos. Dado que los regímenes no observados ξ están limitados, la densidad posterior $p(\lambda|Y_T)$ de λ debe ser considerada como derivado de la integración de la densidad de probabilidad conjunta $p(\lambda, \xi|Y_T) = \int p(\lambda, \xi|Y_T)d\xi$.

Sin embargo, la diferencia decisiva consiste en la forma en que se derivan estas densidades. Las densidades posteriores condicionadas están dadas por

$$p(\lambda_i | \xi, Y_T, \lambda_{-i}) = \frac{p(\xi, \lambda | Y_T)}{p(\xi, \lambda_{-i} | Y_T)} = \frac{p(\xi, \lambda | Y_T)}{\int p(\xi, \lambda | Y_T)d\lambda_i}$$

Si se denotada por $p(\lambda_i | \xi, \lambda_{-i})$ la densidad prior de λ_i , entonces la densidad posterior condicional de λ_i esta dada por:

$$p(\lambda_i | \xi, Y_T, \lambda_{-i}) = \frac{p(\lambda_i | \xi, \lambda_{-i})p(Y_T|\xi, \lambda_{-i}, \lambda_i)}{\int p(Y_T|\xi, \lambda_{-i}, \lambda_i)d\lambda_i}$$

donde $p(Y_T|\xi, \lambda_{-i}, \lambda_i)$ es la función de verosimilitud condicional en el muestreo de regimenes ξ y los parámetros restantes λ_{-i} .

Priors intuitivos de los parámetros de modelos de series de tiempo múltiples son mucho más complicados de especificar que los de un análisis de series univariantes. Para el siguiente análisis se supone un prior noinformativo (plano). Sin embargo, los procedimientos discutidos pueden ser fácilmente extendidos para incorporar priors informativos. En particular, si se eligen priors Normales-Gamma el procedimiento presentado puede ser fácilmente implementado. Para los parámetros del VAR se puede considerar, por ejemplo, los prior de Litterman (1986) y Doan et al. (1984). En particular en este trabajo se utilizó la prior de NormalInversa-Wishart, planteada por Sims & Zha. (1998).

Para *priors* planos, por ejemplo $p(\lambda_i|\xi, \lambda_{-i})$ es constante para todos los λ_i factibles, lo que lleva a que

$$p(\lambda_i|\xi, Y_T, \lambda_{-i}) \propto p(Y_T|\xi, \lambda)$$

En otras palabras, la distribución de probabilidad posterior de λ_i , es proporcional a la función de verosimilitud condicionada a los regimenes de muestreo ξ y a los parámetros restantes.

Por lo tanto, la moda de la distribución de probabilidad posterior es el máximo de la función de verosimilitud condicional. Además, si la densidad condicional $p(Y_T|\xi, \lambda)$ es normal, la moda y la media son idénticas.

$$E[\lambda_i | \xi, Y_T, \lambda_{-i}] = \frac{\int p(Y_T|\xi, \lambda_{-i}, \lambda_i)\lambda_i d\lambda_i}{\int p(Y_T|\xi, \lambda_{-i}, \lambda_i)d\lambda_i}$$

MUESTREO DE GIBBS CON MÚLTIPLE MOVIMIENTO DE REGÍMEN

En la propuesta de muestreo de Gibbs realizada por Albert y Chib (1993) y McCulloch y Tsay (1994a), los estados son generados uno a la vez (movimiento simple) utilizando las propiedades de Markov como condición sobre estados vecinos (cf. Carlin et al. (1992)). Infortunadamente, como los regímenes están altamente correlacionados, es probable que la distribución asintótica de la muestra deseada converja muy lentamente. McCulloch y Tsay (1994b, p.529) mencionan que al muestrear estas variables altamente dependientes acelera la convergencia. Por tanto, proponen muestrear los regímenes de la distribución de probabilidad condicional $P(\xi_t, \dots, \xi_{t+k-1}|Y_T, \xi_1, \dots, \xi_{t-1}, \xi_{t+k}, \dots, \xi_T, \lambda)$ para un k arbitrario. Se toman diferentes aproximaciones del muestreo de Gibbs, generando *todos los estados a la vez* (“múltiple-movimiento”) mediante la utilización de cadenas markovianas. Esta aproximación provee un método eficiente para obtener la muestra posterior completa $p(\xi|\lambda, Y_T)$.

El uso de un muestreador de Gibbs de múltiple movimiento para modelos de series de tiempo fue sugerido de manera independiente por Shephard (1994) y Carter & Kohn (1994). Entre otros modelos parciales de estado-espacio no Gaussianos, Shepard (1994) considera un modelo de estado-espacio donde el intercepto depende de una cadena Markoviana binaria de la ecuación de transición y donde las innovaciones están normalmente distribuidas. Carter & Kohn (1994) consideran un modelo lineal de estado-espacio con coeficientes variables que son una mezcla de normales. Se puede mostrar que un algoritmo suavizado como el de Kim (1994) puede ser usado para generar la distribución de probabilidad condicionada de los regímenes. Esta aproximación es el soporte teórico de los resultados de Liu et al. (1994) quienes muestran que generar las variables simultáneamente produce convergencias más rápidas que generarlas una a la vez.

En la siguiente sección se provee el algoritmo de múltiple- movimiento del muestreo de Gibbs. Este muestra que la distribución condicional posterior de los regímenes involucra una probabilidad de regímenes suavizada $\hat{\xi}_{t|T}$. Sin embargo, el ciclo de Gibbs esta muy relacionado con el algoritmo EM para la estimación ML pues utilizan los mismos procedimientos de filtrado y suavizado.

PASOS PARA FILTRADO Y SUAVIZADO

En este trabajo se usa la aproximación por muestreo de Gibbs múltiple movimiento, generando todos los estados al tiempo, aprovechando así las ven-

tajas proporcionadas por la estructura de la cadena Markoviana,

$$P(\xi|Y_T) = P(\xi_T|Y_T) \prod_{t=1}^{T-1} P(\xi_t|\xi_{t+1}, Y_T)$$

De esta forma, para generar ξ de la posterior $P(\xi|Y_T)$, primero se simula ξ_T de $P(\xi_T|Y_T)$, que es la distribución de probabilidad suavizada de muestra completa que puede ser generada con el filtro BHLK. Entonces ξ_t , $t = T-1, \dots, 1$, se genera a partir de $P(\xi_t|\xi_{t+1}, Y_T)$.

Para resumir, en el ciclo de Gibbs el mecanismo de generación de los regímenes esta dado por las siguientes iteraciones,

$$\xi_T \leftrightarrow \hat{\xi}_{T|T}$$

$$\xi_t \leftrightarrow \hat{\xi}_t | \xi_{t+1}, Y_T,$$

$t = T-1, \dots, 1$, donde

$$\hat{\xi}_{T|T} = \begin{bmatrix} P(\xi_T = \iota_1|Y_T) \\ \vdots \\ P(\xi_T = \iota_M|Y_T) \end{bmatrix} \text{ y } \hat{\xi}_t | \xi_{t+1}, Y_T = \begin{bmatrix} P(\xi_t = \iota_1 | \xi_{t+1}, Y_T) \\ \vdots \\ P(\xi_t = \iota_M | \xi_{t+1}, Y_T) \end{bmatrix} \text{ de-}$$

notan la distribución de probabilidad de ξ_t condicional a las simulaciones previas del vector ξ_{t+1} y a la información de la muestra Y_T . Para asegurar la identificación al determinar las distribuciones de probabilidad condicionadas a la transición y a los parámetros de régimen una muestra es aceptada solo si contiene al menos una extracción de cada régimen.

DENSIDADES DE PROBABILIDAD ESTACIONARIAS Y REGÍMENES INICIALES

En contraste con la manipulación inicial de los estados de la cadena Markoviana en el algoritmo EM de estimación de máxima verosimilitud, se asume que los regímenes en $t = 0, \dots, 1-p$ son generados por la misma proceso Markoviano, así como los regímenes en la muestra $t = 1, \dots, T$. Asumiendo que el proceso Markoviano es ergódico, existe una probabilidad de distribución estacionaria $P(\xi_t|\rho)$, donde las probabilidades discretas pueden ser incluidas en el vector $\bar{\xi} = \bar{\xi}(\rho)$. La irreducibilidad asegura que las probabilidades ergódicas son estrictamente positivas. $\xi_m > 0$ para todo $m = 1, \dots, M$. A continuación, se muestrea ξ_0 de la probabilidad de distribución estacionaria

$$\xi_0 \leftrightarrow \bar{\xi}(\rho)$$

Los procedimientos de estimación establecidos, permanecen inalterados mientras el movimiento del muestreo de Gibbs sea usado para la extracción del vector de estado ξ .

Cuadro 4: Interpretación parámetros prior del VAR

Pará.	Interpretación
λ_0	Estrechez (tightness) global de la prior (descuento de la escala a priori). $[0,1]$
λ_1	Desviación estándar ó estrechez de la prior alrededor de los parámetros AR(1). $[0,1]$
λ_3	Decaimiento de rezagos (>0 , con 1=harmónico)
λ_4	Desviación estándar ó estrechez alrededor del intercepto > 0 .
λ_5	Desviación estándar ó estrechez alrededor de los coeficientes de variables exógenas > 0 .
μ_5	Suma ponderada a priori de coeficientes ≥ 0 . Valores grandes implican estacionariedad en diferencia.
μ_6	Observaciones Dummy iniciales ó desfase a priori ≥ 0 , Valores grandes permiten tendencias comunes.
ν	Grados de libertad a priori. > 0

PRIORS DEL VAR

Para la interpretación de los hiperparámetros del VAR, se usa como base la prior Caminata Aleatoria, planteada por Litterman (1986). Para un modelo VAR lineal en forma reducida, esta prior expresa la creencia de que un modelo de caminata aleatoria para cada variable en el sistema es un supuesto razonable para el comportamiento de las variables. Puesto que esta idea se relaciona con el comportamiento de la forma reducida, no se restringen otras matrices como en los VAR estructurales. Sugiere que las creencias sobre los coeficientes de la forma reducida deben estar centrados en la matriz identidad para el primer rezago y matriz de ceros los demás. Como punto de partida se asume la matriz de covarianza condicional prior de los coeficientes de las matrices A_i sigue el mismo patrón que Litterman plantea para los coeficientes de la forma reducida. Esto es, suponen a priori la independencia condicional a través de los elementos de las matrices de rezagos y con desviación estándar condicional del coeficiente en el rezago l de la variable j en la ecuación i dado por $\frac{\lambda_0 \lambda_1}{\sigma_j l^{\lambda_3}}$.

El hiperparámetro λ_0 controla la estrechez de la creencia en A_0 , λ_1 controla el llamado ('overall tightness') de la creencia alrededor de la prior de caminata aleatoria, y λ_3 controla la tasa a la cual la varianza prior se concentra ('shrinks') en la medida que se incrementa el rezago. El vector de parámetros $(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m)'$ son factores de escala, los cuales permiten el hecho de que las escalas de variación no sea uniforme a través de variables.

Sims & Zha. (1998) por otra parte proponen no suponer la matriz de varianza covarianzas conocida, sino usar a priori una distribución Inversa-Wishart para esta. El Cuadro 4 resume la interpretación de los hiperparámetros de este BVAR. En la presente aplicación se usa la siguiente especificación de hiperparámetros: $\lambda_0 = 0,5$, $\lambda_1 = 1$, $\lambda_3 = 2$, $\lambda_4 = 10$, $\lambda_5 = 0$, $\mu_5 = 0,1$, $\mu_6 = 0$, y $\nu = 12$.