



Choques agregados y sectoriales en la economía peruana

ANA PAOLA GUTIÉRREZ Y FERNANDO PÉREZ*

El presente documento estudia la evolución y la dinámica de las tasas de crecimiento de los sectores productivos de la economía peruana y examina la contribución de los componentes agregados e idiosincrásicos a la variabilidad de dichas tasas de crecimiento. La investigación utiliza datos trimestrales por sectores para el periodo 1981 - 2015 y realiza la estimación mediante un modelo de factores dinámicos con coeficientes que cambian en el tiempo y volatilidad estocástica. Los resultados muestran que antes del año 1992, los choques agregados habrían tenido más importancia para explicar la dinámica de las series sectoriales. Sin embargo, en los últimos años, el componente idiosincrásico ha adquirido mayor relevancia. Este cambio estructural en el comportamiento de las series de producción estaría asociado a las reformas económicas realizadas en el Perú a inicios de la década de los 90.

Palabras Clave : Choques sectoriales y agregados, volatilidad económica.
Clasificación JEL : C11, C32, E23, E32.

Una cuestión aún no explorada para el caso peruano es si son los choques idiosincrásicos o los agregados los que terminan afectando de manera determinante las fluctuaciones económicas en los sectores productivos. En particular, es sabido que la economía peruana se encuentra expuesta a muchos choques exógenos, los cuales la han afectado de forma importante durante los últimos 35 años. Uno de estos hechos es, por ejemplo, el alza de precios de las materias primas ocurrido en 2012, o los eventos climáticos asociados al Fenómeno de El Niño de 1983 y 1998, los cuales ocasionaron pérdidas en los sectores productivos por US\$ 2 533 millones y US\$ 1 625 millones, respectivamente.¹ También podemos mencionar distintos choques específicos de cada sector que han afectado la producción, como la suspensión de la segunda temporada de pesca de 2014 o la ruptura del oleoducto nor peruano ocurrida en 2016.

Por todo lo anterior, resulta importante determinar qué clase de choque contribuye más a la volatilidad sectorial: un choque propio de un sector determinado (choque idiosincrásico) o un choque macroeconómico que afecta a toda la economía (choque agregado). Responder esta interrogante será fundamental para contar

* Gutiérrez: Especialista en análisis de coyuntura, BCRP (email: anapaola.gutierrez@bcrp.gob.pe). Pérez: Jefe del Departamento del Programa Monetario, BCRP (email: fernando.perez@bcrp.gob.pe).

Los autores agradecen los comentarios de los participantes en el XXXIV Encuentro de Economistas del BCRP. Los puntos de vista expresados en este documento de trabajo corresponden a los autores y no reflejan necesariamente la posición del Banco Central de Reserva del Perú.

¹ Las cifras corresponden a dólares de 1998. Fuente: CAF (2000).

con un mejor entendimiento de la dinámica de cada uno de los sectores en presencia de distintos choques económicos.

El estudio cuenta con una muestra bastante amplia, la misma que cubre el periodo comprendido entre 1981 y 2015. Los datos fueron obtenidos a través de la página web del Banco Central de Reserva del Perú e incluyen las tasas de crecimiento trimestrales de 11 sectores: agrícola, pecuario, pesca, minería metálica, hidrocarburos, manufactura primaria, manufactura no primaria, electricidad y agua, construcción, comercio y servicios. Como la intención es aprovechar todos los datos con los que se cuenta y capturar los cambios estructurales, se utilizó un modelo de factores dinámicos. Esta clase de modelos fue propuesta inicialmente por Geweke y Meese (1981) y Sargent y Sims (1981) y ha ido evolucionando con los años para incorporar modelos paramétricos con una aproximación de espacio de estados (Stock y Watson (1989)) y con un enfoque Bayesiano (Otrok y Whiteman (1998)). Justamente, el estudio aplica un modelo de factores dinámicos con coeficientes que varían en el tiempo y volatilidad estocástica, modelo que es estimado a través de métodos bayesianos siguiendo a Del Negro y Otrok (2008).

La selección de esta metodología particular se fundamenta en que, luego de analizar los datos disponibles, se puede inferir que los choques macroeconómicos no afectan de la misma manera a los sectores en el tiempo y que la volatilidad de las series no es uniforme en el periodo de estudio. Esto se debería a que, luego del periodo de hiperinflación de fines de la década de los 80, el Perú atravesó por una serie de reformas en pro de la liberalización y la modernización del país. Dichas reformas, emprendidas a inicios de la década siguiente, habrían afectado las interrelaciones entre los sectores de la actividad económica, generando un mayor potencial de crecimiento y una mayor fortaleza ante los choques externos (ver Barrera (2009)).

El resto del documento está organizado de la siguiente manera: la sección 1 muestra diversas estadísticas que caracterizan a los sectores productivos, la sección 2 presenta la metodología de estimación, la sección 3 presenta los datos utilizados y explica la implementación de la estimación, la sección 4 discute los resultados principales y la 5 expone las conclusiones del trabajo.

1. CARACTERIZACIÓN DE LOS DATOS

Esta sección busca dar una mayor visión sobre el comportamiento que las series sectoriales han tenido desde inicios de la década de los 80 hasta la fecha. Para ello se analiza la estructura sectorial del PBI peruano, el crecimiento promedio de los sectores en el tiempo y la volatilidad de las series.

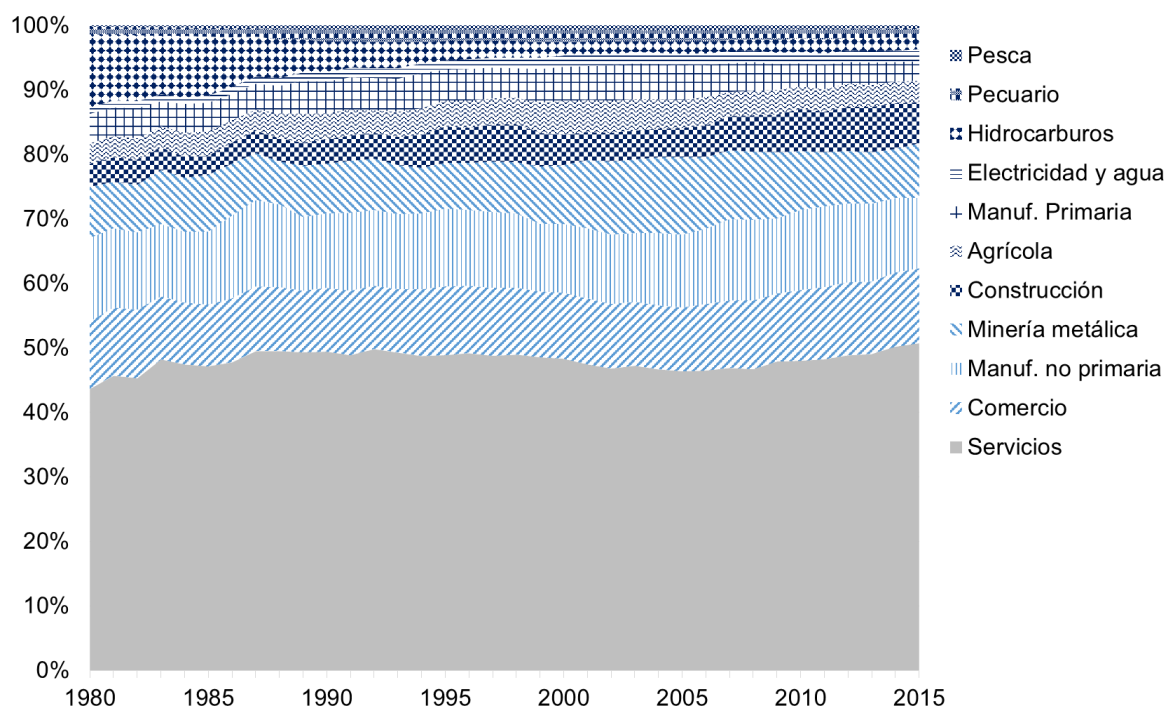
1.1. ESTRUCTURA

La estructura porcentual del PBI peruano se ha mantenido prácticamente constante desde 1980, tal como se aprecia en el Gráfico 1. Sólo el sector hidrocarburos muestra un cambio importante, ya que durante estos años redujo su participación de 11.4 % a 1.7 % del PBI.

En cuanto a la composición del PBI, el sector que más peso tiene es servicios, con una participación promedio de 47.1 % en el periodo. Por el contrario, el sector pesca es el que históricamente ha sumado menos soles a la producción nacional, contribuyendo siempre con menos del 1 %.

Asimismo, se observa que la estructura productiva del Perú está basada en los sectores no primarios, tales como manufactura no primaria, electricidad, construcción, comercio y servicios. Dichos sectores representan en promedio el 75.6 % del PBI, llegando casi al 80 % en 2015.

GRÁFICO 1. Estructura porcentual del PBI



1.2. CRECIMIENTO ECONÓMICO

En el periodo de estudio (1981-2015), el PBI ha crecido en promedio 3.1 % trimestralmente. Sin embargo, la tasa de crecimiento fue mucho mayor entre 1993-2015 que en el periodo 1981- 1992, donde incluso se observa una contracción. El Cuadro 1 nos muestra una dinámica similar para la mayoría de los sectores económicos. Inclusive, casi la mitad de los sectores pasa de una tasa negativa a una positiva en el último periodo.

El único sector que no sigue la dinámica descrita anteriormente es pesca, cuyo crecimiento se reduce a la mitad. Ello estaría asociado a una mayor ordenamiento del sector con medidas regulatorias que incluyen temporadas de pesca bien definidas, límites máximos de captura y cuotas por embarcación.

CUADRO 1. Crecimiento promedio trimestral

	1981-2015	1981-1992	1993-2015
Agrícola	3.0	-0.3	4.8
Pecuario	3.6	3.5	3.7
Pesca	4.4	6.7	3.2
Minería Metálica	3.2	-0.9	5.4
Hidrocarburos	-2.4	-9.0	1.2
Manufactura primaria	1.7	-0.2	2.7
Manufactura no primaria	2.4	-1.7	4.7
Electricidad y agua	4.9	2.8	6.0
Construcción	4.7	0.1	7.1
Comercio	3.2	-1.4	5.8
Servicios	3.4	0.2	5.1
PBI	3.1	-0.7	5.1

1.3. VOLATILIDAD

El Cuadro 2 muestra que la volatilidad de las series, medida en términos de su varianza, se ha reducido en los últimos años. Esto ya había sido documentado por [Castillo y otros \(2007\)](#), quienes encuentran una caída de la volatilidad de las series macroeconómicas reales atribuible a la mayor estabilidad monetaria y fiscal obtenidas fruto de las reformas de inicios de la década de los 90.

La única excepción es el sector pesca, cuya volatilidad en vez de reducirse, aumenta y es el sector que posee mayor varianza. Ello se debería a la cambiante disponibilidad del recurso hidrobiológico, afectada continuamente por choques agregados (como fenómenos naturales) y choques idiosincrásicos (como el establecimiento de cuotas y temporadas de pesca). Por ejemplo, en los años 1983 y 1998, el sector reduce abruptamente sus tasas de crecimiento y tiene las tasas históricas más negativas a causa de Fenómenos de El Niño de gran magnitud. Asimismo, la tasa de crecimiento del sector puede llegar a ser muy alta, como en el último trimestre de 2015, cuando el sector creció 43.8 %. La importante expansión de este trimestre se debió al efecto base causado por la cancelación de la segunda temporada de pesca de 2014.

CUADRO 2. *Varianza promedio trimestral*

	1981-2015	1981-1992	1993-2015
Agrícola	123.4	229.5	63.6
Pecuario	46.4	93.4	22.7
Pesca	1778.7	1245.8	2073.4
Minería Metálica	124.8	214.3	69.0
Hidrocarburos	121.7	112.0	93.1
Manufactura primaria	168.4	224.5	139.3
Manufactura no primaria	153.0	320.2	59.6
Electricidad y agua	47.1	97.8	18.6
Construcción	243.2	365.5	170.1
Comercio	107.3	219.5	36.8
Servicios	45.0	96.1	12.1
PBI	48.7	99.8	13.0

2. EL MODELO

Considere el siguiente modelo dinámico de factores para la tasas de crecimiento del producto por sector $y_{i,t}$, $i = 1, \dots, N$ (ver [Del Negro y Otrok \(2008\)](#)):

$$y_{i,t} = a_i + b_{i,t}f_t + \epsilon_{i,t} \quad (1)$$

donde a_i es una constante, $b_{i,t}$ es la sensibilidad del sector i al factor común f_t y $\epsilon_{i,t}$ es un término idiosincrásico que tiene autocorrelación. La sensibilidad del sector i al factor común f_t evoluciona en el tiempo de acuerdo a un paseo aleatorio (*random walk*):

$$b_{i,t} = b_{i,t-1} + \sigma_{\eta_i} \eta_{i,t} \quad (2)$$

donde se asume que $\eta_{i,t} \sim i.i.d.N(0, 1)$.

Asimismo, el factor común o agregado sigue un proceso $AR(q)$:

$$f_t = \phi_{0,1}f_{t-1} + \dots + \phi_{0,q}f_{t-q} + \sigma_0 \exp(h_{0,t}) u_{0,t} \quad (3)$$

y el componente idiosincrásico sigue un proceso $AR(p)$:

$$\epsilon_{i,t} = \phi_{i,1}\epsilon_{i,t-1} + \dots + \phi_{i,p}\epsilon_{i,t-p} + \sigma_i \exp(h_{i,t}) u_{i,t} \quad (4)$$

donde se asume que $u_{i,t} \sim i.i.d.N(0, 1)$.

Los componentes agregado e idiosincrásicos cuentan también con volatilidad estocástica. Siguiendo a [Kim y otros \(1998\)](#), cada una de estas volatilidades sigue un paseo aleatorio (*random walk*):

$$h_{i,t} = h_{i,t-1} + \sigma_{\zeta_i} \zeta_{i,t}, \quad i = 0, 1, \dots, n \quad (5)$$

donde se asume que $\zeta_{i,t} \sim i.i.d.N(0, 1)$.

Cabe destacar que los supuestos de independencia de las innovaciones $\{u_{i,t}, \eta_{i,t}, \zeta_{i,t}\}$, así como la normalización de la desviación estándar en las innovaciones al factor agregado ($\sigma_0 = 1$) permiten la identificación correcta de todos los factores latentes en este modelo. Asimismo, fijamos las condiciones iniciales $h_{it} = 0$ para $t \leq 0, i = 0, \dots, n$, de forma tal que esto también se utiliza como una condición de normalización de la escala de la volatilidad agregada.

El modelo estadístico descrito (1) – (2) – (3) – (4) – (5) puede ser interpretado como un modelo de factores latentes, que cuenta con diversos elementos no observables y parámetros fijos en el tiempo. Si bien las innovaciones se encuentran normalmente distribuidas, el ejercicio de escribir la función de verosimilitud completa (o incluso la condicional) no resulta algo fácil. Es más, uno podría escribir el sistema en forma de Espacio de Estados y aun así la tarea no estaría completa. Lo anterior es una preocupación bastante común cuando se utilizan métodos clásicos de estimación. De otro lado, el uso de técnicas bayesianas asociadas a métodos de Monte Carlo utilizando Cadenas de Markov (MCMC), y en particular el uso del Gibbs Sampling para modelos de espacio de estados ([Carter y Kohn \(1994\)](#)), permiten al investigador simular la distribución posterior de los parámetros y de las variables latentes de manera secuencial. De este modo, es eficiente particionar el espacio de parámetros de forma tal que la simulación se realice a través de distribuciones condicionales entre estos bloques de parámetros.

2.1. DISTRIBUCIÓN PRIOR

Los priors descritos en esta sección son conjugados y se basan en el supuesto de normalidad de las innovaciones estructurales. Es decir, los priors conjugados tienen como objetivo que la distribución posterior preserve la forma de la función de verosimilitud. En consecuencia, dada la normalidad de las innovaciones, los coeficientes de la ecuación (1) estarán normalmente distribuidos: $a_i \sim N(\bar{a}_i, \bar{A}_i^{-1})$ donde $\bar{a}_i = 2$ y $\bar{A}_i = 1$. Asimismo, como consecuencia también de la normalidad de los errores, en cada

caso el parámetro de la varianza tendrá distribución Gamma inversa (Gelman (2006)). Con ello:

$$\sigma_i^2 \sim IG(v_i, s_i^2)$$

$$\sigma_{\eta_i}^2 \sim IG(v_{\eta_i}, s_{\eta_i}^2)$$

$$\sigma_{\zeta_i}^2 \sim IG(v_{\zeta_i}, s_{\zeta_i}^2)$$

donde, siguiendo a Del Negro y Otrok (2008), fijamos $v_i = 0,05 * T$ y $s_i^2 = (1)^2$ para el caso de σ_i^2 , también $v_{\eta_i} = 0,1 * T$ y $s_{\eta_i}^2 = (0,1)^2$ para el caso de $\sigma_{\eta_i}^2$ y finalmente $v_{\zeta_i} = T$ y $s_{\zeta_i}^2 = (0,025)^2$ para el caso de $\sigma_{\zeta_i}^2$. Posteriormente, los coeficientes asociados a las ecuaciones (3) y (4) estarán normalmente distribuidos:

$$\phi_0 \sim N(\bar{\phi}_0, \bar{V}_0^{-1}) I_{S_{\phi_0}}$$

$$\phi_i \sim N(\bar{\phi}_i, \bar{V}_i^{-1}) I_{S_{\phi_i}}$$

donde $\bar{\phi}_0 = 0_q$ y $\bar{V}_0 = \text{diag}(1/0,75^l)$ y también $\bar{\phi}_i = 0_p$ y $\bar{V}_i = 0,2 * \bar{V}_0$. Asimismo, $I_{S_{\phi_0}}$ y $I_{S_{\phi_i}}$ son indicadores que toman el valor de 1 cuando se satisface la condición de estacionariedad. Cabe resaltar que la calibración de los hiperparámetros de estas distribuciones a priori se encuentra también en línea con Del Negro y Otrok (2008).

2.2. DISTRIBUCIÓN POSTERIOR²

Bloque 1: Parámetros constantes³

El bloque de parámetros constantes comprende a $\{a_i, \sigma_i^2, \phi_i, \phi_0, \sigma_{\eta_i}^2, \sigma_{\zeta_i}^2\}$

Interceptos (a_i):

$$a_i | \dots \sim N(A_i^{-1} (\bar{A}_i \bar{a}_i + \sigma_i^{-2} \tilde{x}_i^* \tilde{y}_i^*), A_i^{-1})$$

donde:

$$A_i = \bar{A}_i + \sigma_i^{-2} \tilde{x}_i^* \tilde{x}_i^*$$

$$\tilde{x}_i^* = \begin{bmatrix} \tilde{x}_{i,1}^* \\ \tilde{x}_{i,2}^* \end{bmatrix}; \tilde{y}_i^* = \begin{bmatrix} \tilde{y}_{i,1}^* \\ \tilde{y}_{i,2}^* \end{bmatrix}$$

De lo anterior se desprende que los coeficientes son estimados vía mínimos cuadrados generalizados, en donde se toma en cuenta el grupo de observaciones iniciales $\{\tilde{x}_{i,1}^*, \tilde{y}_{i,1}^*\}$ y las observaciones restantes por separado $\{\tilde{x}_{i,2}^*, \tilde{y}_{i,2}^*\}$, de forma tal que se utilice la función de verosimilitud exacta (Chib y Greenberg (1994)).

Varianzas (σ_i^2):

² Ver detalles en el apéndice A de Del Negro y Otrok (2008)

³ Este bloque sigue la metodología propuesta por Chib y Greenberg (1994).

$$\sigma_i^2 | \dots \sim IG \left(\frac{v_i + T}{2}, \frac{s_i^2 + d_i^2}{2} \right)$$

donde

$$d_i^2 = (\bar{y}_i^* - \bar{x}_i^* a_i)' (\bar{y}_i^* - \bar{x}_i^* a_i)$$

Coefficientes (ϕ_i): La distribución posterior es

$$\phi_i | \dots \propto \Psi(\phi_i) \cdot N(\Phi_i^{-1}(\bar{\Phi}_i \bar{\phi}_i + \sigma_i^{-2} E_i' e_i), \Phi_i^{-1}) I_{S_{\phi_i}}$$

Estos parámetros se obtienen a través de un paso de tipo Metrópolis, donde se obtienen candidatos ϕ_i^* de la distribución:

$$\phi_i^* \sim N(\Phi_i^{-1}(\bar{\Phi}_i \bar{\phi}_i + \sigma_i^{-2} E_i' e_i), \Phi_i^{-1}) I_{S_{\phi_i}}$$

y estos se aceptan con probabilidad:

$$\alpha = \min \left(\frac{\Psi(\phi_i^*)}{\Psi(\phi_i^{s-1})}, 1 \right)$$

donde:

$$\Psi(\phi_i) = |S_i|^{-1/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_i^2} (\bar{y}_i^* - \bar{x}_i^* a_i)' S_i^{-1} (\bar{y}_i^* - \bar{x}_i^* a_i) \right\}$$

y donde e_i es el vector de residuos $e_{i,t} = \frac{y_{i,t} - a_i - b_{i,t} f_t}{\sigma_{i,t}}$, E_i es la matriz de rezagos de $e_{i,t}$ y S_i es definida en el Apéndice A.1. de Del Negro y Otrok (2008).

Coefficientes (ϕ_0):

$$\phi_0 | \dots \propto \Psi(\phi_0) \cdot N(\Phi_0^{-1}(\bar{\Phi}_0 \bar{\phi}_0 + E_0' e_0), \Phi_0^{-1}) I_{S_{\phi_0}}$$

Estos parámetros se obtienen a través de un paso de tipo Metrópolis, donde se obtienen candidatos ϕ_0^* de la distribución:

$$\phi_0^* \sim N(\Phi_0^{-1}(\bar{\Phi}_0 \bar{\phi}_0 + E_0' e_0), \Phi_0^{-1}) I_{S_{\phi_0}}$$

y éstos se aceptan con probabilidad:

$$\alpha = \min \left(\frac{\Psi(\phi_0^*)}{\Psi(\phi_0^{s-1})}, 1 \right)$$

donde:

$$\Psi(\phi_0) = |\Sigma_0|^{-1/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \tilde{f}_1' \Sigma_0^{-1} \tilde{f}_1 \right\} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (e_0 - E_0 \phi_0)' (e_0 - E_0 \phi_0) \right\}$$

y siendo e_i el vector de residuos $e_{i,t} = \frac{y_{i,t} - a_i - b_{i,t} f_t}{\sigma_{i,t}}$ y E_i la matriz de rezagos de $e_{i,t}$.

Bloque 2: Factor agregado f_t

El factor agregado f_t es una variable latente no observable. Con ello, es necesario reexpresar el modelo como un sistema de espacio de estados, de forma tal que sea posible simular la distribución posterior de la trayectoria f^T .

La ecuación de medición utiliza (1) para los N sectores, tal que:

$$\tilde{y}_t^* = \tilde{a}^* + B_t^* \tilde{f}_t + \tilde{u}_t \quad (6)$$

donde $\tilde{y}_t^* = (I_N - \Phi(L)) \tilde{y}_t$, $\tilde{a}^* = (I_N - \Phi(L)) \tilde{a}$. Es decir, se utiliza la cuasidiferencia para eliminar la autocorrelación del término de error dada por $\tilde{\epsilon}_t = (\epsilon_{1,t}, \epsilon_{2,t}, \dots, \epsilon_{N,t})'$, tal que

$$\tilde{\epsilon}_t = \Phi_1 \tilde{\epsilon}_{t-1} + \dots + \Phi_p \tilde{\epsilon}_{t-p} + \tilde{u}_t$$

tal que $\tilde{u}_t = (\sigma_{1,t} u_{1,t}, \dots, \sigma_{n,t} u_{n,t})'$.

Asimismo, definimos $\tilde{f}_t = (f_t, f_{t-1}, \dots, f_{t-q+1})'$ y también

$$B_t^* = \begin{bmatrix} b_{1,t} & -b_{1,t-1} \phi_{1,1} & \dots & -b_{1,t-p} \phi_{1,p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n,t} & -b_{n,t-1} \phi_{n,1} & \dots & -b_{n,t-p} \phi_{n,p} \end{bmatrix}$$

y donde $\tilde{y}_t = (y_{1,t}, y_{2,t}, \dots, y_{N,t})'$, $\tilde{a} = (a_1, a_2, \dots, a_N)'$, $\tilde{b}_t = (b_{1,t}, b_{2,t}, \dots, b_{N,t})'$.

La ecuación de transición es

$$\tilde{f}_t = \Phi_0 \tilde{f}_{t-1} + \tilde{u}_{0,t} \quad (7)$$

al que $\tilde{u}_{0,t} = (\sigma_{0,t} u_{0,t}, 0, \dots, 0)'$.

Las ecuaciones (6) – (7) forman un sistema de espacio de estados, el cual es utilizado para simular la trayectoria f^T a través de la rutina propuesta por Carter y Kohn (1994). Asimismo, el punto de inicio para el filtro de Kalman es una distribución incondicional derivada en el apéndice A.3 de Del Negro y Otrok (2008).

Bloque 3: Loadings $b_{i,t}$

Los loadings, o la sensibilidad de cada sector frente a fluctuaciones en el factor agregado, es un componente que también cambia en el tiempo, y lo tratamos como una variable latente no observable. En este caso

construimos un sistema de espacio de estados, en el que la ecuación de medición es:

$$y_{i,t}^* = a_i^* + \omega_t^* \tilde{b}_{i,t} + \sigma_{i,t} u_{i,t} \quad (8)$$

donde

$$y_{i,t}^* = (1 - \phi_{i,1}L - \dots - \phi_{i,p}L^p) y_{i,t}$$

$$a_i^* = (1 - \phi_{i,1}L - \dots - \phi_{i,p}L^p) a_i$$

$$\omega_t^* = (f_t, -\phi_{i,1}f_{t-1}, \dots, -\phi_{i,p}f_{t-p})'$$

$$\tilde{b}_{i,t} = (b_{i,t}, \dots, b_{i,t-p})'$$

Asimismo, la ecuación de transición es:

$$\tilde{b}_{i,t} = \Xi \tilde{b}_{i,t-1} + \tilde{\eta}_{i,t} \quad (9)$$

donde $\tilde{\eta}_{i,t} = (\eta_{i,t}, 0, \dots, 0)'$ y también

$$\Xi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ & I_p & & 0 \end{bmatrix}$$

Dado el sistema (8) – (9), las trayectorias $\{b_{i,t}\}_{i=1}^n$ pueden ser obtenidas mediante la rutina de [Carter y Kohn \(1994\)](#), donde el punto inicial para el filtro de Kalman está basado en las p primeras observaciones (ver apéndice A.4 en [Del Negro y Otrok \(2008\)](#)).

Bloque 4: Volatilidad estocástica $h_{i,t}$

El bloque final de este modelo cuenta con las volatilidades cambiantes en el tiempo. En este caso, se tiene el término de error

$$z_{i,t} = \epsilon_{i,t} - \phi_{i,1}\epsilon_{i,t-1} - \dots - \phi_{i,p}\epsilon_{i,t-p}$$

De acuerdo a la ecuación (4) tendremos:

$$z_{i,t} = \sigma_i \exp(h_{i,t}) u_{i,t}$$

Si elevamos al cuadrado y tomamos logaritmos, tendremos:

$$\ln z_{i,t}^2 = \ln \sigma_i^2 + 2h_{i,t} + \ln u_{i,t}^2 \quad (10)$$

Junto con la ecuación (5) :

$$h_{i,t} = h_{i,t-1} + \sigma_{\zeta_i} \zeta_{i,t}$$

es posible formar una representación de espacio de estados. Sin embargo, no es posible utilizar la rutina de [Carter y Kohn \(1994\)](#) directamente, dado que las innovaciones $\ln u_{i,t}^2 \sim \ln \chi^2$ no se encuentran normalmente distribuidas. Es por esta razón que seguimos a [Kim y otros \(1998\)](#), quienes aproximan la distribución $\ln \chi^2$ como una mezcla de 7 distribuciones normales. Condicional a un indicador que escoge una de las 7 distribuciones, es posible entonces utilizar la rutina de [Carter y Kohn \(1994\)](#) para obtener las trayectorias de las volatilidades no observadas.

3. ESTIMACIÓN

3.1. COMENTARIOS PRELIMINARES

El modelo descrito anteriormente es lineal y cuenta con perturbaciones aleatorias normalmente distribuidas. Con ello, sería posible escribir la función de verosimilitud del modelo completo, de forma tal que de conseguir maximizar esta misma, se obtendrían entonces los parámetros estructurales. Sin embargo, dada la complejidad de dicho modelo, la estimación por máxima verosimilitud no resulta la más apropiada. Es más, si nuestro objetivo es el de obtener las trayectorias de las variables latentes no observables, existen entonces técnicas bayesianas que nos permiten incluso hallar estas mismas y calcular sus intervalos de confianza de manera apropiada.

Dado lo anterior, el modelo ha sido dividido en cuatro bloques de parámetros (ver líneas arriba), de forma tal que cada uno de ellos va a formar parte del ciclo de Muestreo de Gibbs (Gibbs Sampling) que se utilizará para obtener los parámetros. Esta técnica forma parte de los Métodos de Monte Carlo utilizando Cadenas de Markov (MCMC), que rutinariamente se utilizan para simular la distribución posterior de los parámetros del modelo (ver [Tierney \(1984\)](#)). Es más, recientemente [Carter y Kohn \(1994\)](#), entre otros, propusieron rutinas que permiten calcular las trayectorias de variables latentes dentro de este esquema de muestreo de Gibbs. Asimismo, las volatilidades se obtienen mediante la extensión a dichas rutinas propuesta por [Kim y otros \(1998\)](#). Finalmente, las distribuciones condicionales de estos cuatro bloques se derivaron en [Del Negro y Otrok \(2008\)](#), de donde se pueden obtener más detalles acerca de las mismas.

3.2. ALGORITMO

El método de simulación de Monte Carlo vía Cadenas de Markov (MCMC) utilizado es el de Gibbs Sampling. Este, como es sabido, es un caso particular del algoritmo *Metropolis Hastings*, en donde se explota la existencia de distribuciones condicionales conocidas para cada uno de los bloques de parámetros identificados

$$\Theta = \left\{ \left\{ \sigma_i^2 \right\}_{i=0}^N, \left\{ \sigma_{\zeta_i}^2 \right\}_{i=1}^N, \left\{ \sigma_{\eta_i}^2 \right\}_{i=1}^N, \left\{ \phi_i \right\}_{i=1}^N, \phi_o, \left\{ a_i \right\}_{i=1}^N, \left\{ b_i^T \right\}_{i=1}^N, f^T, \left\{ h_i^T \right\}_{i=0}^N \right\}$$

tal que los bloques son

$$\Theta^1 = \left\{ \left\{ \sigma_i^2 \right\}_{i=0}^N, \left\{ \sigma_{\zeta_i}^2 \right\}_{i=1}^N, \left\{ \sigma_{\eta_i}^2 \right\}_{i=1}^N, \left\{ \phi_i \right\}_{i=1}^N, \phi_o, \left\{ a_i \right\}_{i=1}^N \right\}$$

$$\Theta^2 = \left\{ f^T \right\}, \quad \Theta^3 = \left\{ b_i^T \right\}_{i=1}^N, \quad \Theta^4 = \left\{ h_i^T \right\}_{i=0}^N$$

Así, el algoritmo toma la forma:

1. Fijar el valor $s = 1$ y S . Asimismo, fijar las condiciones iniciales $\Theta_0 = \left\{ \Theta_0^1, \Theta_0^2, \Theta_0^3, \Theta_0^4 \right\}$.
2. **Bloque 1:** Simular $p \left(\Theta_s^1 \mid \Theta_{s-1}^2, \Theta_{s-1}^3, \Theta_{s-1}^4 \right)$.
3. **Bloque 2:** Simular $p \left(\Theta_s^2 \mid \Theta_s^1, \Theta_{s-1}^3, \Theta_{s-1}^4 \right)$.
4. **Bloque 3:** Simular $p \left(\Theta_s^3 \mid \Theta_s^1, \Theta_s^2, \Theta_{s-1}^4 \right)$.
5. **Bloque 4:** Simular $p \left(\Theta_s^4 \mid \Theta_s^1, \Theta_s^2, \Theta_s^3 \right)$.
6. Si $s < S$, fijar $s = s + 1$ y volver al paso 2. Caso contrario, detenerse.

La iteración completa de este ciclo y la repetición por un número de veces S garantiza la convergencia de la simulación hacia la distribución ergódica. Esto se puede verificar mediante la observación de histogramas unimodales, que denotan la identificación correcta de los parámetros. Asimismo, es importante observar que la distribución simulada sea estacionaria.

3.3. OPCIONES ADICIONALES

Con el objetivo de alcanzar la convergencia, efectuamos 200,000 simulaciones y descartamos las primeras 150,000, de forma tal que eliminamos el efecto de las condiciones iniciales. Luego, de las 50,000 restantes conservamos 1 de cada 10, de forma tal que eliminamos la posible autocorrelación entre réplicas del *Gibbs Sampling*. Finalmente, es importante remarcar que la distribución *posterior* es truncada para valores estables de los coeficientes autorregresivos de los factores y de los errores de la ecuación de medición. Los datos utilizados son las tasas de crecimiento trimestrales de la producción de cada sector. Con ello, simplemente utilizamos datos agregados del PBI a manera de comparación, junto con la distribución *posterior* del factor agregado estimado.

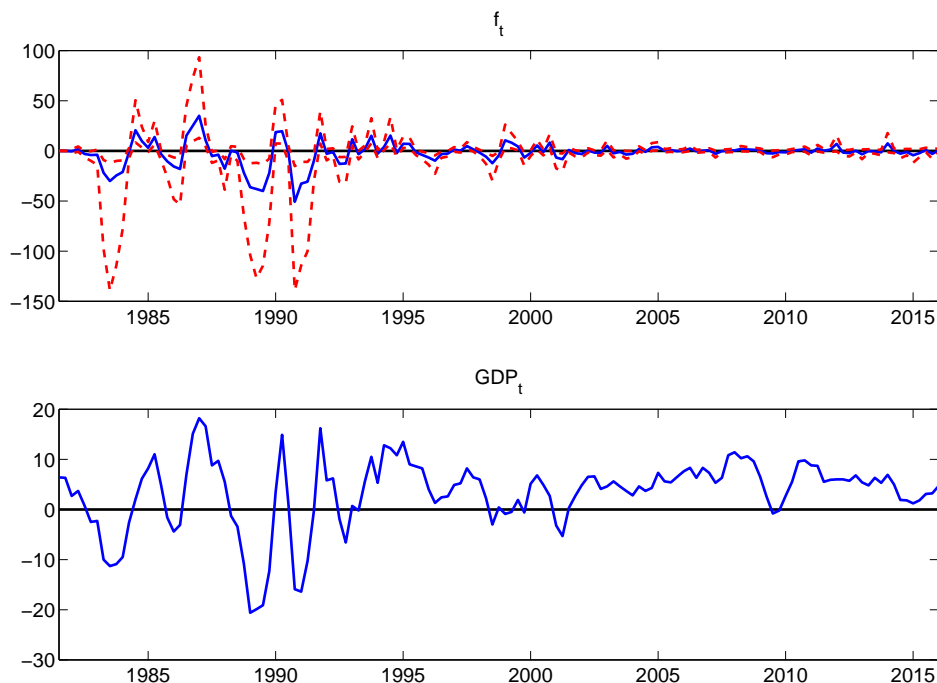
4. RESULTADOS

Los resultados del modelo muestran que el factor macroeconómico (f_t) ha reducido notablemente su volatilidad a través del tiempo, al igual que su nivel (ver Gráfico 2). Ello indicaría que en años anteriores los choques agregados eran mucho más inciertos y volátiles, mientras que hoy son más predecibles y estables. Como era de esperarse, el cambio en la serie del factor externo se produce alrededor de 1992, año en que empiezan a surtir efecto las políticas de reestructuración de inicios de los 90.

Otro aspecto a destacar es que la serie del factor macroeconómico sincroniza muy bien con la del PBI. Esta correlación alcanza el 90% entre 1981 y 1991 y se reduce a 50% entre 1992 y 2015. Ello indica que en la década de los 80 la coyuntura macroeconómica era la que más afectaba al crecimiento de los sectores

productivos del país. Sin embargo, luego del periodo de reestructuración, esta fuerte sincronía se redujo casi a la mitad, lo que sugiere que los componentes idiosincráticos cobraron importancia.⁴

GRÁFICO 2. Factor agregado y PBI (1981-2015). Valor mediano y 68 % más probable.



La hipótesis anterior se corrobora con el análisis de los coeficientes de los factores (b_i, t), mostrado en el Gráfico 3. En casi todos los casos, estos coeficientes eran estadísticamente distintos de cero en los inicios de la muestra, pero terminaron convergiendo a valores cercanos a cero hacia el final de 2015. Ello indica que la sensibilidad al factor agregado era más fuerte en la década de los 80 y 90, pero que ahora es más baja y estable.

La única excepción es el coeficiente de manufactura primaria, cuya trayectoria se ha alejado de cero desde los 90 y más fuertemente desde el 2003. El último quiebre en la trayectoria se debería a que en el 2000 se promulgó la "Ley de Promoción del Sector Agrario", que originó el *boom* de las agroexportaciones peruanas. Ello dinamizó el procesamiento de los cultivos (manufactura primaria) e insertó al Perú en el mercado agroindustrial del mundo. De hecho, las exportaciones agropecuarias no tradicionales.⁵ aumentaron a una tasa promedio anual de 9.7 % entre 1981 y 2002, mientras que la tasa prácticamente se duplicó en el periodo 2003 -2015, alcanzando 17.3 %.

Por su parte, las volatilidades idiosincráticas muestran mucha mayor heterogeneidad que la de los coeficientes de los factores macroeconómicos. Como se observa en el Gráfico 4, las volatilidades idiosincráticas por lo general no parecen converger hacia un número en particular ni perder su nivel a lo largo del tiempo. Por el contrario, oscilan continuamente recogiendo la dinámica de las series.

Por último, la volatilidad agregada (que considera la volatilidad del factor macroeconómico y sus sensibilidades), ha disminuido desde inicios de los 90. Este hecho se conoce como "La Gran Moderación" y, para el caso peruano, ha sido documentado por [Castillo y otros \(2016\)](#).

⁴ En el Gráfico A1 del Anexo se puede consultar la dinámica del factor agregado y el PBI a partir de 1992, evitando el problema de escala surgido en el Gráfico 2 a partir de esta fecha.

⁵ El *boom* agroexportador se analiza mediante las series de exportaciones agropecuarias no tradicionales ya que, durante este periodo, se sustituyeron las exportaciones tradicionales del Perú (como algodón y azúcar) por alimentos no tradicionales como uva, espárragos y palta [Córdova y otros \(2010\)](#)

GRÁFICO 3. Loadings (b_i, t). Valor mediano y 68 % más probable

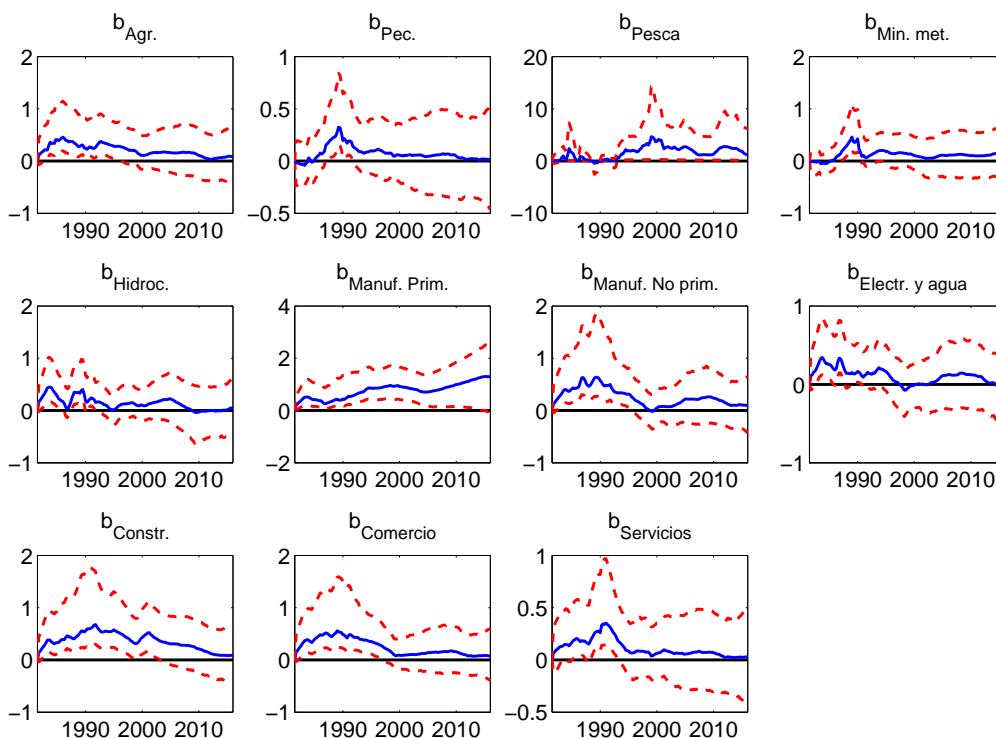
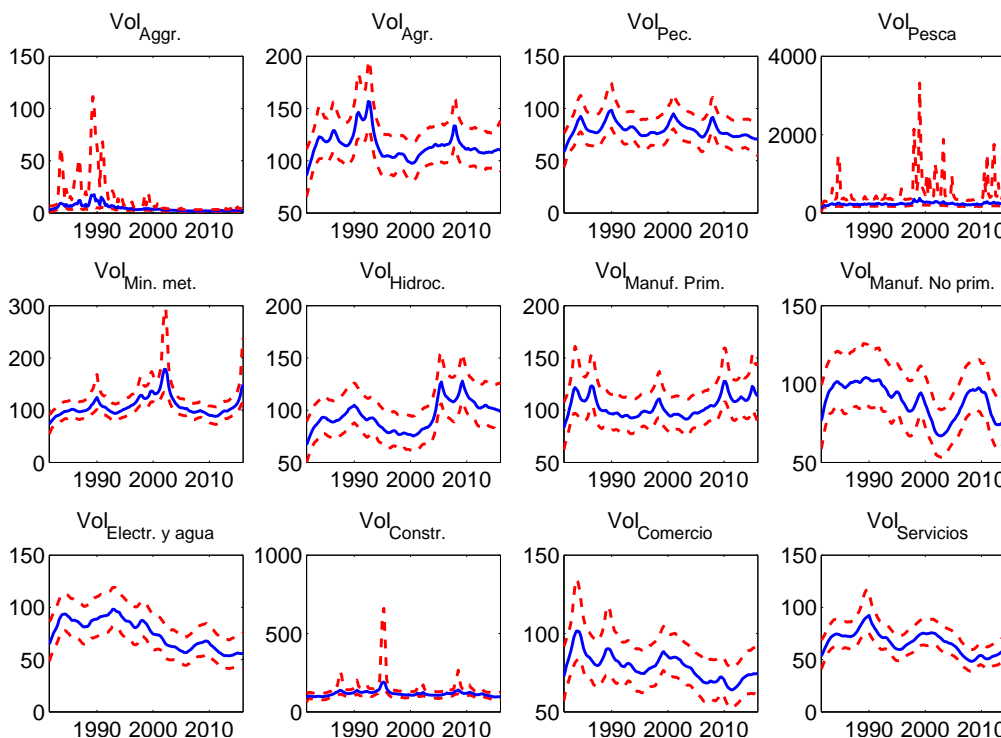


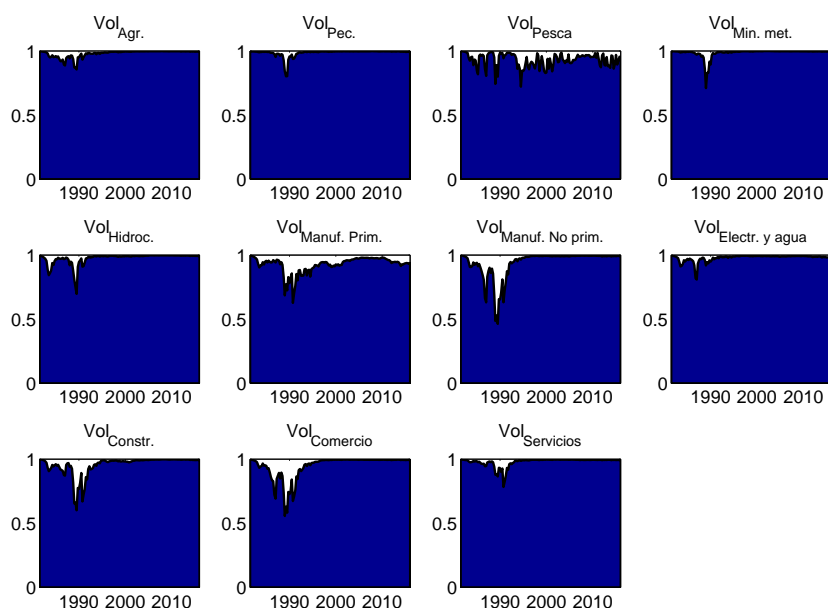
GRÁFICO 4. Volatilidades



Todo lo expuesto anteriormente sugiere que la contribución de los choques idiosincrásicos a la varianza total de cada sector sería mucho mayor que la varianza atribuible al componente agregado. Efectivamente, eso es lo que muestra el Gráfico 5, donde la contribución de los componentes agregados está representada por el área blanca y la de los componentes idiosincrásicos, por el área oscura. La importancia del factor

agregado era mayor alrededor de 1990, pero se volvió bastante pequeña en la actualidad.

GRÁFICO 5. *Contribución a la volatilidad de los componentes agregados e idiosincráticos*



Si se analiza todo el periodo de la muestra (1981-2015), se encuentra que más del 92 % de la volatilidad total del crecimiento de cada sector es atribuible a choques idiosincráticos, como se aprecia en el Cuadro 3 (p. 43). La menor contribución de estos choques es en el sector pesca, aunque el porcentaje sigue siendo elevado (92.6 %). Por otro lado, la máxima contribución de los choques idiosincráticos se observa en los sectores pecuario y minería metálica (98.6 %). Incluso, en el último año, el componente idiosincrático llega a explicar el 100 % de la volatilidad del crecimiento de los sectores agricultura y minería metálica.

5. CONCLUSIONES

En este trabajo hemos estudiado la dinámica de las tasas de crecimiento de la actividad sectorial y la contribución de los componentes agregados e idiosincráticos a dichas tasas. Uno de los principales hallazgos del trabajo es que los choques agregados se han vuelto mucho más predecibles y menos frecuentes a partir de 1992. Ello se debería a que las reformas económicas realizadas en el país a inicios de los años 90 alteraron las interrelaciones entre los sectores y los enlaces entre el Perú y el resto del mundo.

Asimismo, se comprueba que la sensibilidad de las tasas de crecimiento a los choques agregados es más estable y ha tendido a reducirse en el tiempo. La excepción es manufactura primaria, cuya sensibilidad a choques agregados ha aumentado en el periodo de estudio. Esto estaría relacionado al *boom* agroexportador surgido a inicios del año 2000, que constituye un cambio estructural en este sector.

Por último, se encuentra que los componentes idiosincráticos son los que más han contribuido a la volatilidad del crecimiento de cada sector. En efecto, en el periodo de estudio (1981-2015), los choques idiosincráticos explican entre el 93 % y 99 % de la volatilidad de los sectores. Este hallazgo implica que las proyecciones sectoriales deberán hacerse utilizando estudios microeconómicos muy específicos, pues las tasas de crecimiento de cada sector se verán afectadas por hechos bastante particulares.

El presente artículo es una primera aproximación al estudio de ciclos económicos y relaciones sectoriales, un tema poco estudiado en el Perú. Futuras publicaciones podrían abordar la identificación de los factores macroeconómicos mediante un modelo estructural, así como también el cálculo los efectos

CUADRO 3. Importancia relativa de choques sobre la volatilidad del crecimiento por sectores (en porcentajes). Valor mediano de la distribución posterior.

		4T.1983	4T.1989	4T.1992	4T.2015	1981-2015
Agrícola	Agregado	4.6	5.0	2.2	0.5	1.9
	Idiosincrático	95.4	95.0	97.8	99.5	98.1
Pecuario	Agregado	0.8	4.4	1.1	0.7	1.4
	Idiosincrático	99.2	95.6	98.9	99.3	98.6
Pesca	Agregado	4.5	1.4	2.6	4.7	7.0
	Idiosincrático	95.5	98.6	97.4	95.3	93.0
Minería Metálica	Agregado	0.9	10.5	1.3	0.2	1.4
	Idiosincrático	99.1	89.4	98.7	99.8	98.6
Hidrocarburos	Agregado	12.2	5.5	1.5	0.6	2.5
	Idiosincrático	87.8	94.5	98.5	99.4	97.5
Manufactura primaria	Agregado	8.1	21.9	16.0	6.2	7.4
	Idiosincrático	91.9	78.0	84.0	93.8	92.6
Manufactura no primaria	Agregado	8.7	34.6	5.1	0.7	5.9
	Idiosincrático	91.3	65.3	94.9	99.3	94.1
Electricidad y agua	Agregado	7.1	5.2	1.6	1.7	2.1
	Idiosincrático	92.9	94.8	98.4	98.3	97.9
Construcción	Agregado	6.9	23.2	7.0	0.6	4.3
	Idiosincrático	93.1	76.8	93.0	99.4	95.7
Comercio	Agregado	5.5	27.3	6.8	0.6	5.3
	Idiosincrático	94.5	72.7	93.2	99.4	94.7
Servicios	Agregado	2.1	7.0	2.4	0.6	2.0
	Idiosincrático	97.9	93.0	97.6	99.4	98.0

amplitud y propagación de los choques sectoriales, estableciendo relaciones entre sectores que cambien en el tiempo. Sin embargo, todos estos temas quedan como agenda futura.

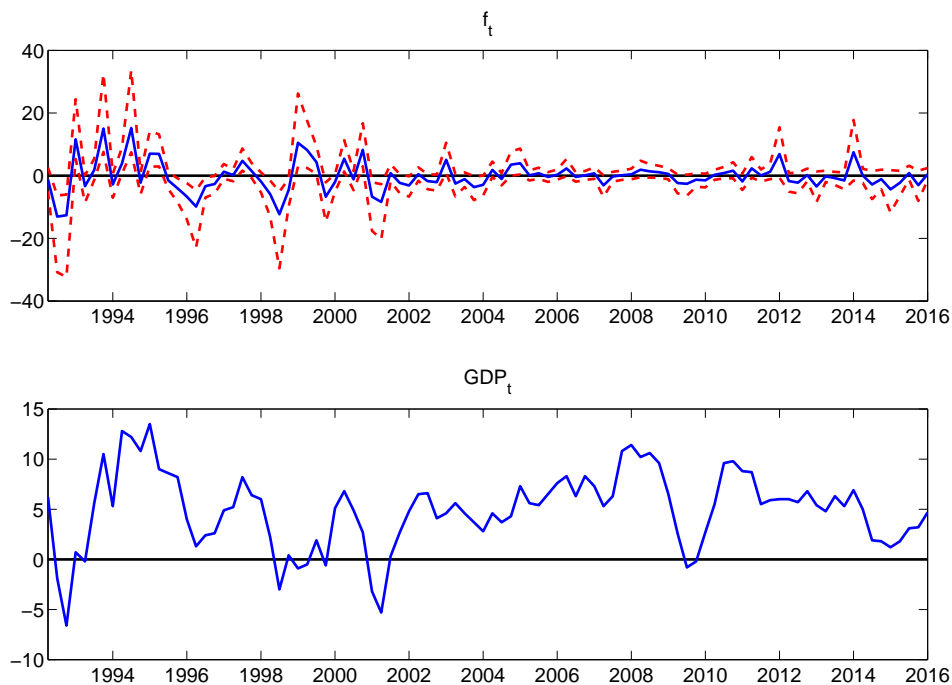
REFERENCIAS

- Barrera, C. (2009). “Ciclos sectoriales de los negocios en el Perú e indicadores anticipados para el crecimiento del PBI no primario”. Banco Central de Reserva del Perú. Documento de Trabajo 2009-013.
- CAF (2000). “Las lecciones de El Niño Perú”. Corporación Andina de Fomento.
- Carter, C. K. y R. Kohn, (1994). “On gibbs sampling for state space models”. *Biometrika*, 81(3), 541-553.
- Castillo, P., Montoro, C. y V. Tuesta (2007). “Hechos estilizados de la economía peruana”. *Revista de Estudios Económicos*, 14, 33-75.
- Castillo, P., Montoya, J. and Quineche, R. (2016). “From the “great in inflation” to the “great moderation” in Peru: A time varying structural vector autoregressions analysis”. Banco Central de Reserva del Perú, Documento de Trabajo 2016-003.
- Chib, S. y Greenberg, E. (1994). “Bayes inference in regression models with arma (p, q) errors”. *Journal of Econometrics*, 64, 183-206.

- Córdova, L., Villa, J., Deza, M., Cuadros, J. A. y Morán, S. (2010). “¿Desarrollo rural para quiénes? El boom agroexportador y el caso La Garita”. *Revista Argumentos*, 4(2), 1-7.
- Del Negro, M. y C. Otrok, (2008). “Dynamic factor models with time-varying parameters: Measuring changes in international business cycles”. Federal Reserve Bank of New York, Staff Report 326.
- Gelman, A. (2006). “Prior distributions for variance parameters in hierarchical models”. *Bayesian Analysis*, 1(3), 515-533.
- Geweke, J. y R. Meese (1981). “Estimating regression models of infinite but unknown order”. *International Economic Review*, 22(1), 55-70.
- Kim, S., Shephard, N. y S. Chib (1998). “Stochastic volatility: Likelihood inference and comparison with arch models”. *Review of Economic Studies*, 65(3), 361-393.
- Otrok, C. y C. Whiteman (1998). “Bayesian leading indicators: measuring and predicting economic conditions in Iowa”. *International Economic Review*, 39(4), 997-1014.
- Sargent, T. y C. Sims (1981). “Business Cycle Modeling Without Pretending to Have Too Much A Priori Economic Theory”. *International Economic Review*, 22(1), 55-70.
- Stock, J. y M. Watson (1989). “New Indexes of Coincident and Leading Economic Indicators”. En Olivier Blanchard y Stanley Fisher (ed.), *NBER Macroeconomics Annual* 1989, MIT Press, 4, 351-409.
- Tierney, L. (1994). “Markov chains for exploring posterior distributions”. *The Annals of Statistics*, 22(4), 1701-1728.

A. FACTOR AGREGADO

GRÁFICO A1. Factor agregado y PBI (1994-2015). Valor mediano y 68 % más probable.



B. DISTRIBUCIÓN POSTERIOR DE HIPERPARÁMETROS

GRÁFICO B2. Distribución posterior de a_i

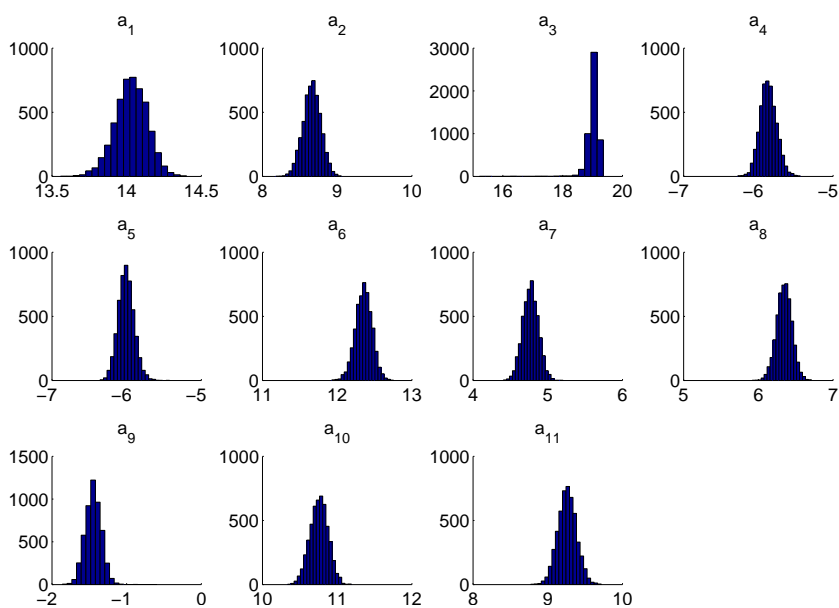


GRÁFICO B3. Simulación de a_i

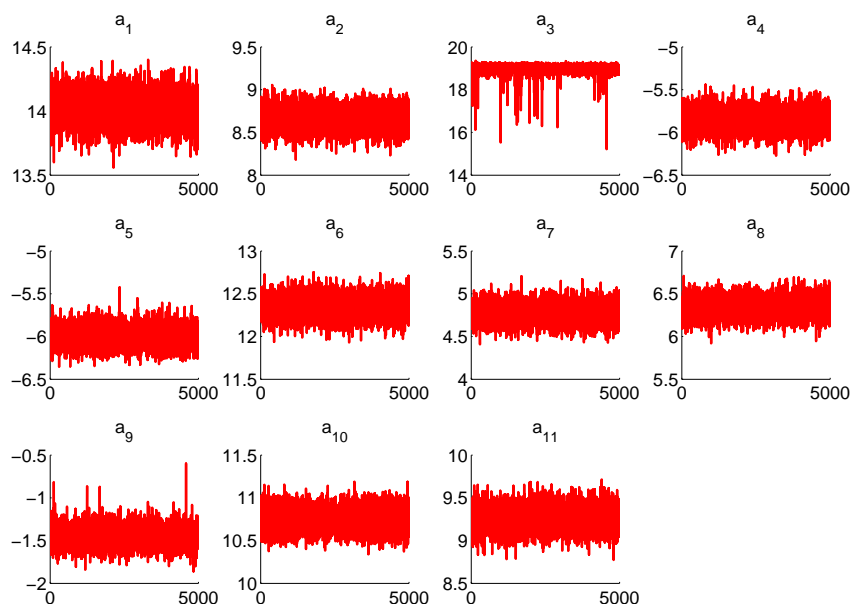


GRÁFICO B4. Distribución posterior de σ_i^2

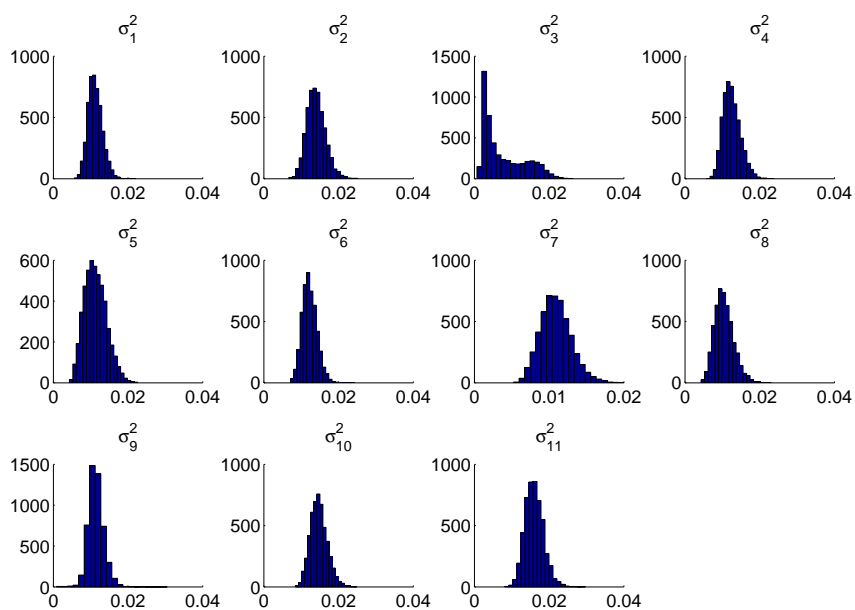


GRÁFICO B5. Simulación de σ_i^2

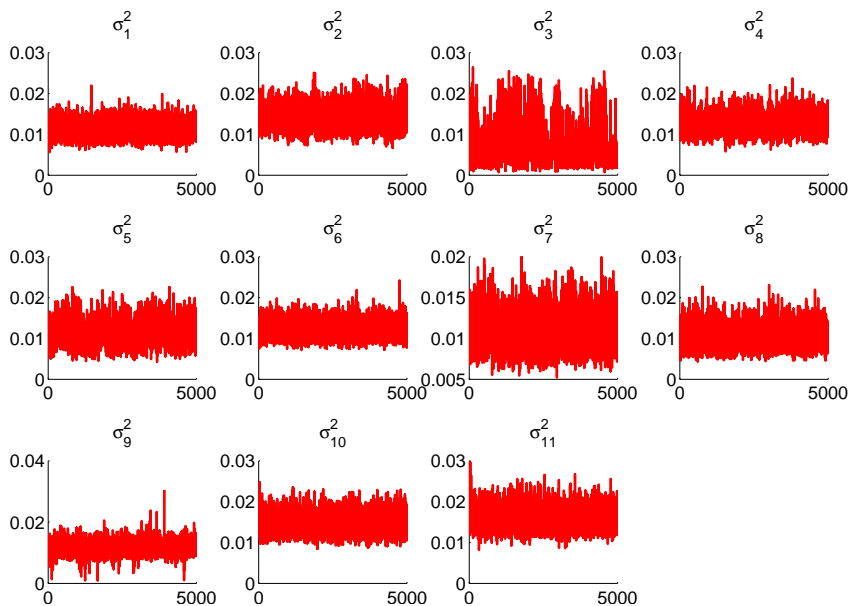


GRÁFICO B6. Distribución posterior de $\sigma_{\eta_i}^2$

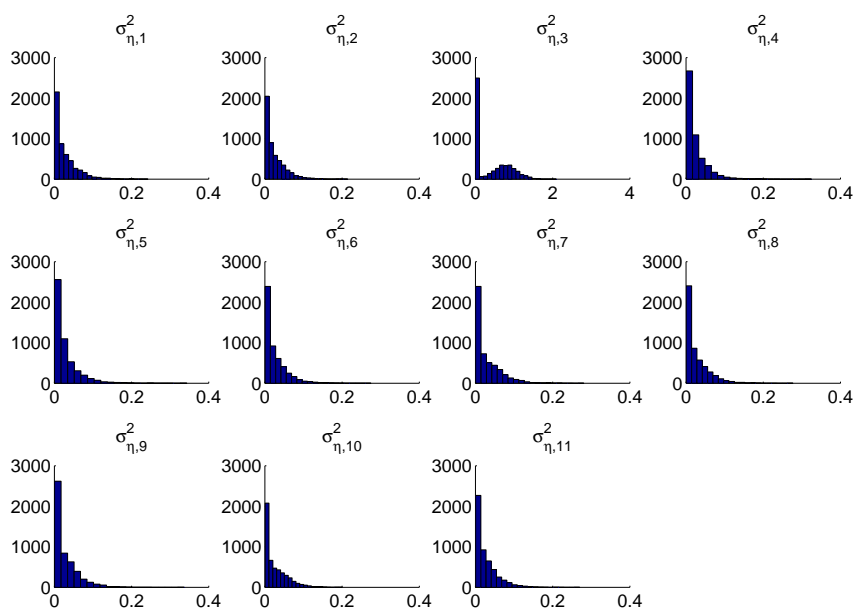


GRÁFICO B7. Simulación de $\sigma_{\eta_i}^2$

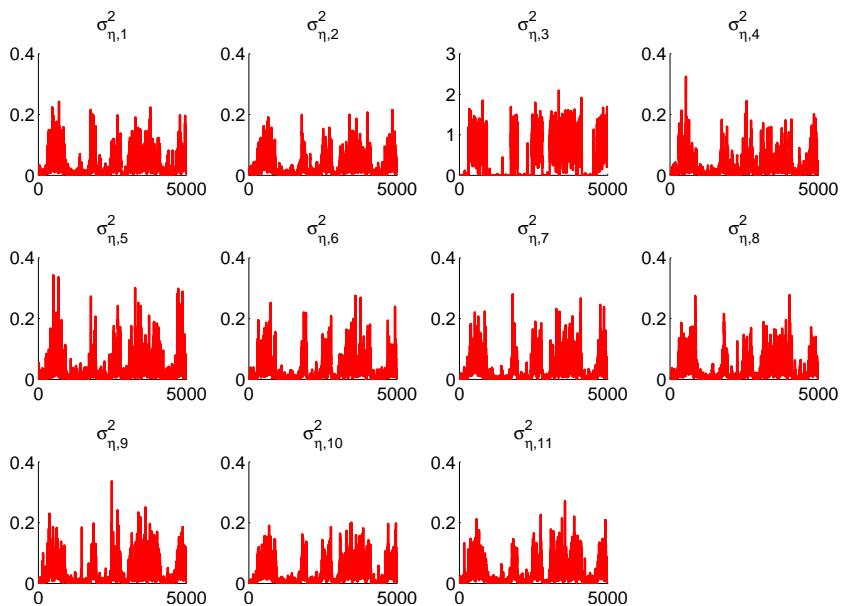


GRÁFICO B8. Distribución posterior de $\sigma_{\zeta_i}^2$

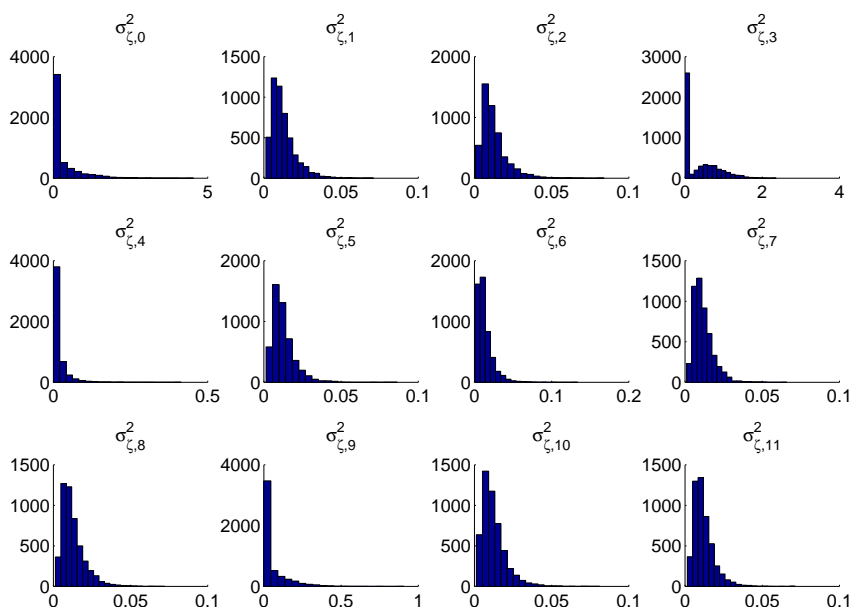


GRÁFICO B9. Simulación de $\sigma_{\zeta i}^2$

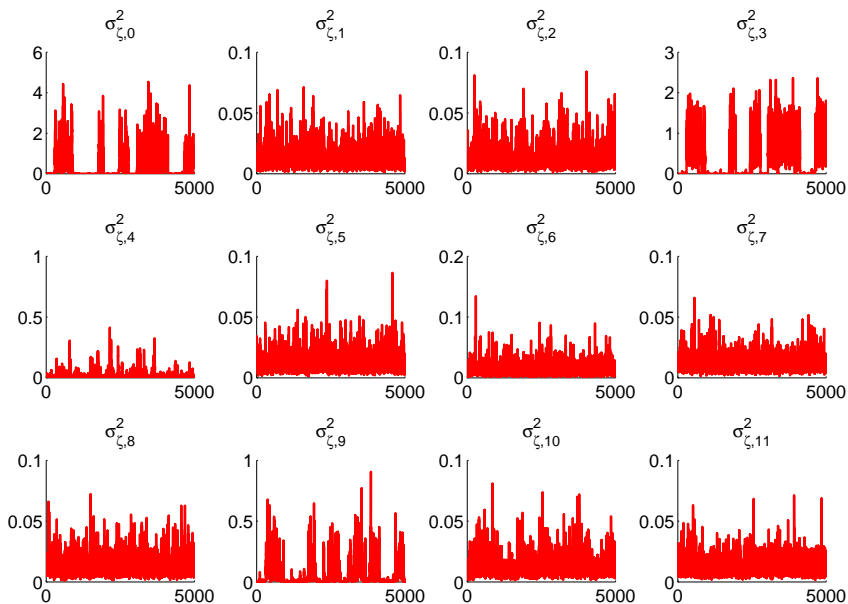


GRÁFICO B10. Distribución posterior de ϕ_0

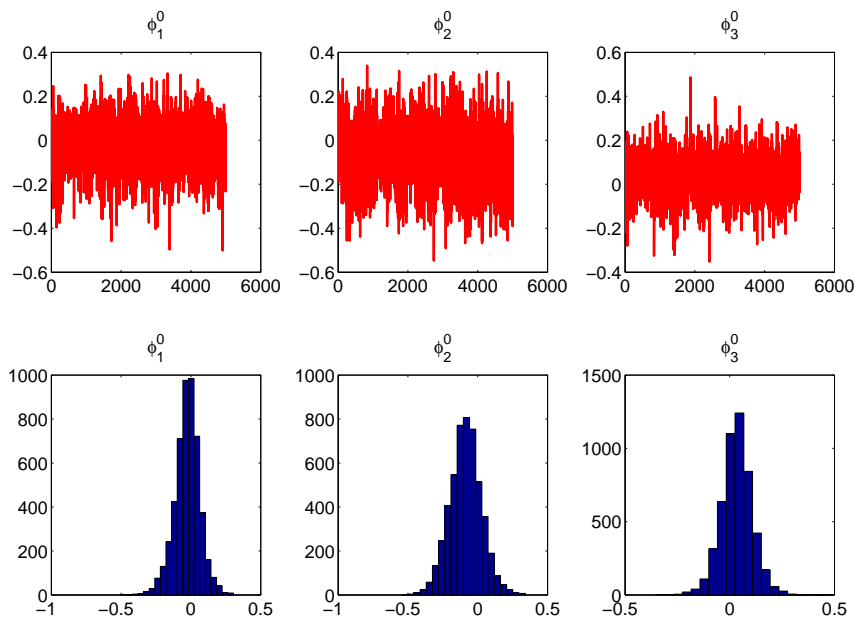


GRÁFICO B11. *Distribución posterior de ϕ_i*

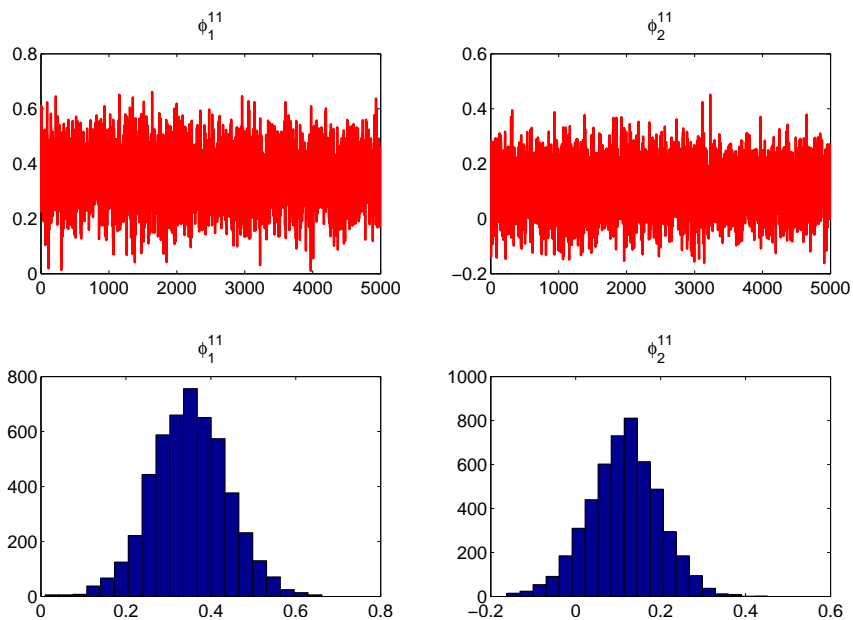


GRÁFICO B12. *Distribución posterior de $\phi_{i,1}$*

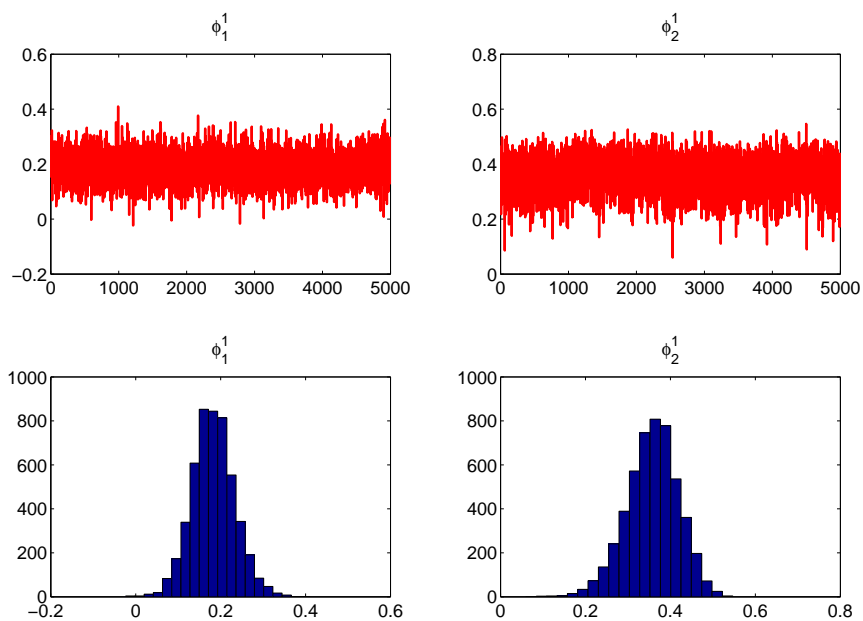


GRÁFICO B13. *Distribución posterior de $\phi_{i,2}$*

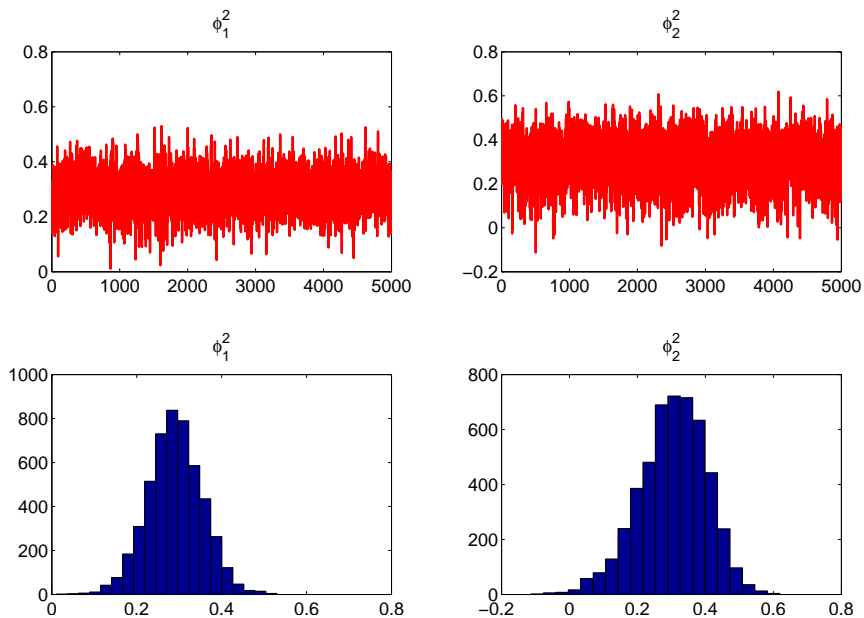


GRÁFICO B14. *Distribución posterior de $\phi_{i,3}$*

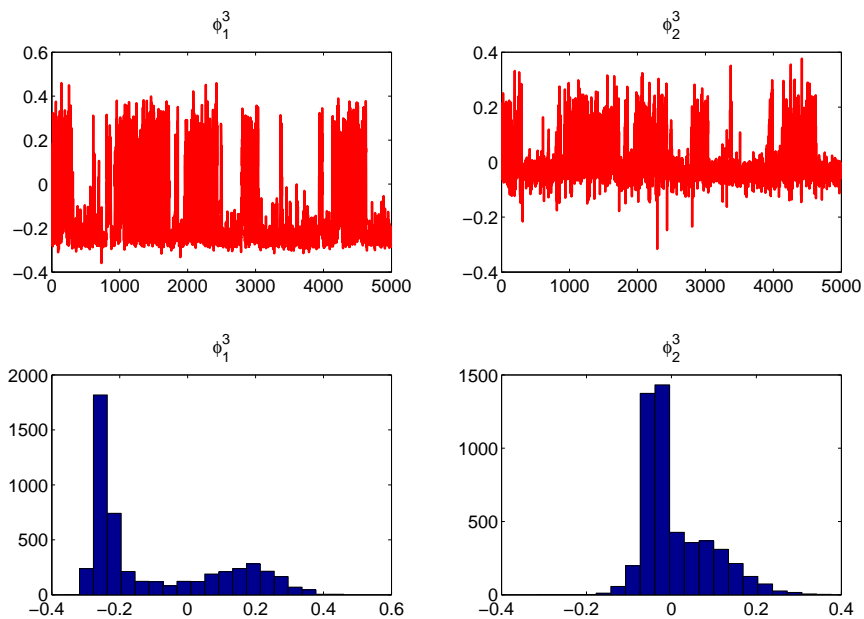


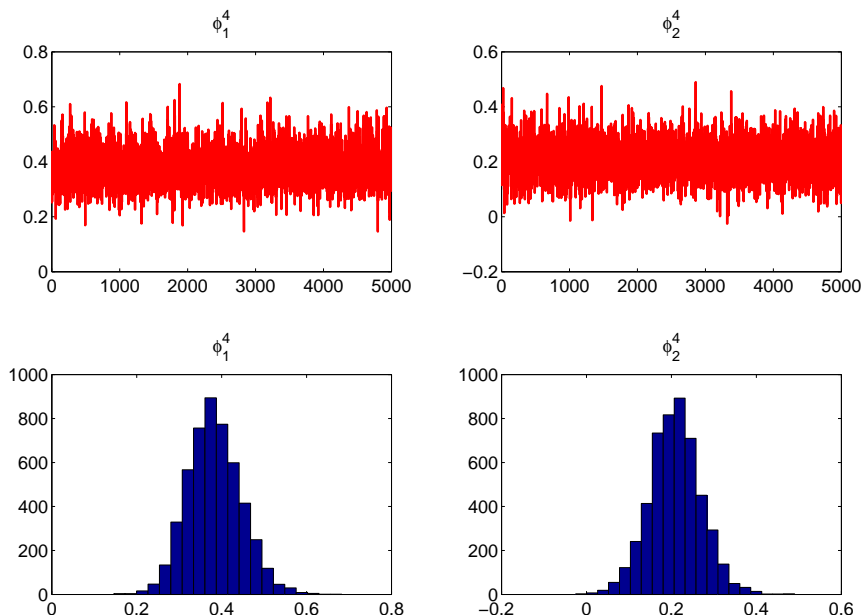
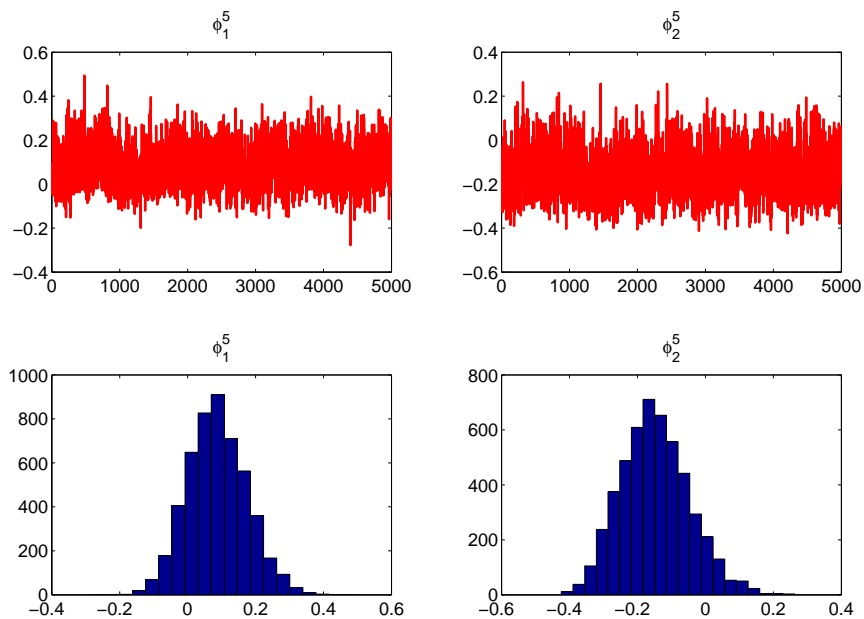
GRÁFICO B15. *Distribución posterior de $\phi_{i,4}$* **GRÁFICO B16.** *Distribución posterior de $\phi_{i,5}$* 

GRÁFICO B17. *Distribución posterior de $\phi_{i,6}$*

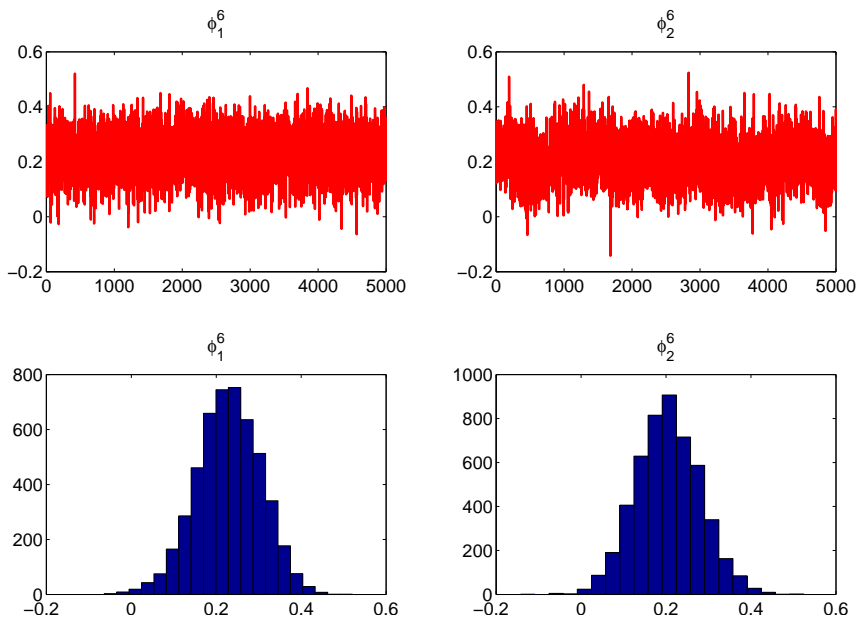


GRÁFICO B18. *Distribución posterior de $\phi_{i,7}$*

