

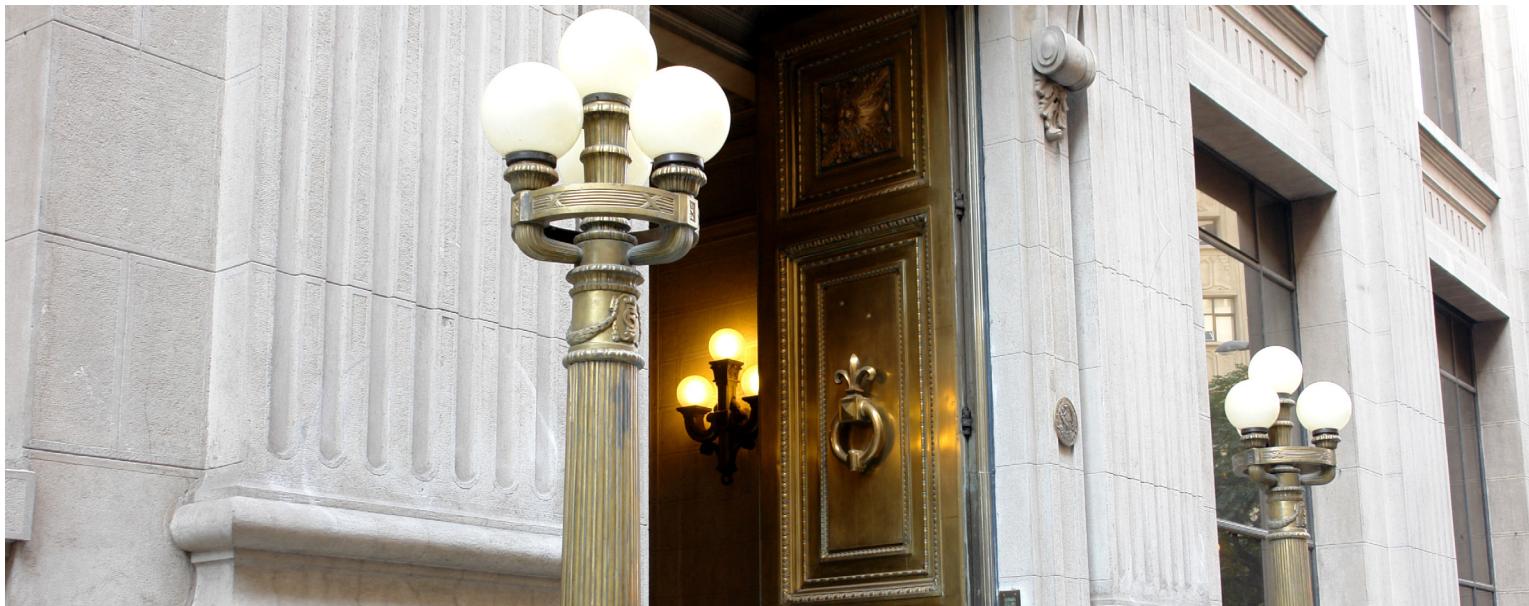
DOCUMENTOS DE TRABAJO

Pronósticos con Métodos Shrinkage utilizando una gran Base de Datos

Wildo González
Hernán Rubio

N.º 685 Febrero 2013

BANCO CENTRAL DE CHILE



DOCUMENTOS DE TRABAJO

Pronósticos con Métodos Shrinkage utilizando una gran Base de Datos

Wildo González
Hernán Rubio

N.º 685 Febrero 2013

BANCO CENTRAL DE CHILE





BANCO CENTRAL DE CHILE

CENTRAL BANK OF CHILE

La serie Documentos de Trabajo es una publicación del Banco Central de Chile que divulga los trabajos de investigación económica realizados por profesionales de esta institución o encargados por ella a terceros. El objetivo de la serie es aportar al debate temas relevantes y presentar nuevos enfoques en el análisis de los mismos. La difusión de los Documentos de Trabajo sólo intenta facilitar el intercambio de ideas y dar a conocer investigaciones, con carácter preliminar, para su discusión y comentarios.

La publicación de los Documentos de Trabajo no está sujeta a la aprobación previa de los miembros del Consejo del Banco Central de Chile. Tanto el contenido de los Documentos de Trabajo como también los análisis y conclusiones que de ellos se deriven, son de exclusiva responsabilidad de su o sus autores y no reflejan necesariamente la opinión del Banco Central de Chile o de sus Consejeros.

The Working Papers series of the Central Bank of Chile disseminates economic research conducted by Central Bank staff or third parties under the sponsorship of the Bank. The purpose of the series is to contribute to the discussion of relevant issues and develop new analytical or empirical approaches in their analyses. The only aim of the Working Papers is to disseminate preliminary research for its discussion and comments.

Publication of Working Papers is not subject to previous approval by the members of the Board of the Central Bank. The views and conclusions presented in the papers are exclusively those of the author(s) and do not necessarily reflect the position of the Central Bank of Chile or of the Board members.

Documentos de Trabajo del Banco Central de Chile
Working Papers of the Central Bank of Chile
Agustinas 1180, Santiago, Chile
Teléfono: (56-2) 3882475; Fax: (56-2) 3882231

PRONÓSTICOS CON MÉTODOS SHRINKAGE UTILIZANDO UNA GRAN BASE DE DATOS*

Wildo González
Gerencia de Análisis Macroeconómico
Banco Central de Chile

Hernán Rubio
Gerencia de Análisis Macroeconómico
Banco Central de Chile

Resumen

El objetivo de este trabajo es abordar el problema de dimensionalidad en una gran base de datos para la economía chilena. Una alternativa para enfrentar este problema se presenta a través de los métodos de regresión bayesiana (*shrinkage*), y la otra propuesta por la literatura clásica basada en el uso de componentes principales. En general, este trabajo muestra que los métodos bayesianos expuestos presentan una buena descripción de los datos de Chile: el indicador de actividad económica (IMACEC), la inflación, y sectores como comercio e industria, realizando pronósticos muchas veces con menor error predictivo y menor volatilidad que otros modelos de series de tiempo. El principal resultado es que estos métodos bayesianos son una buena alternativa para el pronóstico de las series más relevantes de la economía chilena.

Abstract

The aim of this paper is to address the problem of dimensionality in a large database for the Chilean economy. An alternative to deal with this problem is through Bayesian regression methods (*shrinkage*), and the other given by classical literature based on the use of principal components. In general, this work shows that the proposed Bayesian methods provide a good description of the Chilean data: economic activity indicator (IMACEC), inflation, and productive sectors such as commerce and industry, making forecasts many times with small predictive error and less volatile than other time series models. The main result is that these Bayesian methods are a good alternative for forecasting the most relevant series of the Chilean economy.

* Agradecemos los valiosos comentarios de un árbitro anónimo. Las exenciones habituales aplican, por lo que las opiniones vertidas en este documento son de nuestra exclusiva responsabilidad y no compromete la visión del Banco Central de Chile. Emails: wgonzale@bcentral.cl; hrubio@bcentral.cl.

1 Introducción

Dada la gran cantidad de información económica disponible para la realización de pronósticos, no es sorprendente que exista una extensa literatura sobre esta, pero no completamente sobre como incorporar toda la información inherente a la predicción usando una gran base de datos económicas. Dentro de este contexto los bancos centrales se enfrentan con el problema de la identificación de una amplia gama de shocks. Por lo general, estos impactos se estiman utilizando vectores autorregresivos (VAR) o modelos dinámicos de equilibrio general (DSGE). Estos modelos comúnmente contienen un máximo de veinte variables macroeconómicas, esto es un número muy pequeño en relación con la información que se monitorea en la mayoría de los bancos centrales. La justificación de la utilización de sólo un pequeño subconjunto de la información disponible en un DSGE, es que los micro fundamentos que subyacen en estos modelos aún no están lo suficientemente preparados para incorporar todas las variables (y los shocks) que pueden ser de interés, entre ellos por ejemplo: la confianza empresarial, la producción sectorial y los precios de todos los sectores de la economía. Por otro lado, la justificación de utilizar sólo un pequeño subconjunto de la información disponible en los VAR's, es que estos modelos pierden grados de libertad al incluir más variables, en lo que se llama problema de dimensionalidad.

La literatura sobre modelos de factores ha tratado de resolver este problema, permitiendo la descomposición de grandes paneles de datos en un pequeño número de factores comunes (Stock y Watson (1999); Forni, Hallin, Lippi y Reichlin (2000); Stock y Watson (2002); Forni, Hallin, Lippi y Reichlin (2005)). También estos métodos se han combinado con las técnicas estándar de un VAR para identificar los efectos de la política monetaria en un gran número de variables (Bernanke, Boivin, Eliasz (2005); Stock y Watson (2005); Boivin y Giannoni (2008)).

En la más reciente literatura empírica existen dos alternativas para el uso de los modelos de factores dinámicos. Uno es aquel en el cual los modelos de factores son usados en una gran base de indicadores económicos, tal como lo hicieron Angelini, Camba-Méndez, Giannone, Rünstler, Reichlin (2008) para la Zona Euro y Aguirre y Cespedes (2004) para Chile. La otra alternativa consiste y se sustenta en una revisión previa de los datos, esta se basa en una percepción o noción de cuales pueden llegar a ser los indicadores que más puedan estar relacionados a la variable en que uno está interesado en proyectar. Esta última línea de investigación ha sido seguida por Echavarria y González (2011) para Chile, para España Camacho y Pérez-Quiroz (2009) y para la Zona Euro Camacho y Pérez-Quiroz (2010) y Fraile, Marcellino, Mazzi, Luigi y Proietti (2008). Pero la contribución más notable radica en Mariano y Murasawa (2003), los cuales siguiendo a Stock (1988) realizan una revisión previa de variables que mejor representan la contabilidad nacional, tomando indicadores que de alguna manera capturen los efectos que tienen sobre ingreso, oferta y demanda.

Respecto a lo controversial que pueda resultar el hecho de utilizar una gran base de datos versus un pequeño factor dinámico, Boivin y Ng (2003) señalan que las propiedades asintóticas de los modelos de factores dinámicos a gran escala, están lejos de mantenerse en aplicaciones empíricas. Examinando de forma empírica los pros y contras de pronosticar con

un gran versus pequeño modelo de factor, concluyen que a mayor número de series mayor es la correlación con el factor idiosincrático, lo cual puede sesgar los resultados del factor común.

Recientemente, otro enfoque para resolver el problema de dimensionalidad, se ha explorado en el contexto de la regresión bayesiana. De Mol, Giannone y Reichlin (2008) muestran que el pronóstico bayesiano basado en estimaciones puntuales converge al pronóstico óptimo, siempre y cuando el ajuste del prior (el grado de contracción) aumente al incrementarse el número de variables. Banbura, Giannone y Reichlin (2010) aplican este resultado a un gran VAR bayesiano (BVAR) con el prior de Litterman (1986) y la suma de coeficientes de Doan, Litterman y Sims (1984). Banbura, Giannone y Reichlin (2010) encontraron que la capacidad de pronóstico y la respuesta al impulso de un shock de política monetaria de su gran modelo, se comparan favorablemente con las de un VAR a menor escala y los FAVAR's. En tanto, Bloor y Matherson (2009) con datos de Nueva Zelanda, obtienen buenos resultados respecto al desempeño del pronóstico así como también en la transmisión de shock de política monetaria y sectorial. De manera notable y de la misma forma que Banbura, Giannone y Reichlin (2010) y con una gran base de datos para Chile, González (2012) muestra que un gran VAR bayesiano produce mejores pronósticos que respecto a algunos modelos univariados.

Los modelos de factores y los enfoques bayesianos pueden desempeñar buenas labores de predicción volviéndose muy útil dentro del *toolkit* de los macroeconomistas. Sin embargo, una ventaja potencial del enfoque bayesiano sobre los modelos de factores es que la estimación e inferencia puede ser realizada en niveles (no estacionario). En contraste, los modelos de factores trabajan con datos que típicamente tienen que ser transformados con el objeto de lograr la estacionariedad, destruyendo de esta forma la potencial influencia de largo plazo y las posibles relaciones de cointegración que puedan llegar a existir.

El objetivo de este trabajo es abordar el problema de la dimensionalidad en una gran base de datos para la economía chilena, en un sentido muy cercano a González (2012), pero nuestro aporte radica en enfrentar este problema con series estacionarias para poder compararlas con las metodologías propuestas por la literatura clásica.

Una alternativa para enfrentar este problema se presenta a través de los métodos de regresión bayesiana y la otra propuesta por la literatura clásica basada en el uso de componentes principales. La decisión de los priors utilizados en la regresión bayesiana (Gaussiano - *Ridge* y Doble Exponencial- *Lasso*) corresponden a dos casos interesantes, uno de "agregación de variables" y otro de "selección de variables". De Mol, Giannone y Reichlin (2008) mencionan que bajo el prior Gaussiano (*Ridge*) la solución de la moda posterior es tal que todas las variables en el panel poseen coeficientes distintos de cero. Los regresores - como en una Regresión de Componentes Principales - son combinaciones lineales de todas las variables del panel o de la base de datos, pero los priors Gaussianos otorgan una ponderación decreciente a los valores propios de la matriz de covarianza. Los componentes principales en tanto otorgan una ponderación implícita de uno a las variables dominantes y cero a las otras.

El prior Doble Exponencial (*Lasso*) favorece a modelos que otorgan mayor ponderación a coeficientes cercanos a cero y a las colas de la distribución, lo cual induce a que los coeficientes

que maximizan la densidad posterior sean de mayor valor o en caso contrario iguales a cero, como resultado este método recupera unos pocos coeficientes de gran valor al contrario de muchos pequeños (que es el caso del prior gaussiana - *Ridge*).

En general, nuestro trabajo muestra que los métodos bayesianos propuestos presentan una buena descripción de los datos de Chile, indicador de actividad económica (IMACEC), inflación (IPC) y sectores como comercio e industria, realizando pronósticos muchas veces de menor error predictivo que otros modelos de series de tiempo. Además siendo menos volátiles, condición deseada en toda proyección. Estos resultados son coherentes con los encontrados por González (2012), en ambos casos los métodos bayesianos (*shrinkage*) superan a los métodos clásicos.

El trabajo se organiza de la siguiente manera. La sección 2 describe de manera breve el problema de la dimensionalidad, junto con las potenciales soluciones a esto con un gran panel de series de tiempo. La Sección 3 se introducen los datos, además de mencionar las especificaciones y las regresiones consideradas. Y por último en la sección 4 se concluye.

2 Problema dimensionalidad

Consideremos un vector ($n \times 1$) procesos de covarianzas estacionarias $Z_t = (z_{1t}, \dots, z_{nt})'$. Asumiremos, que estos tienen media cero y varianza unitaria. Básicamente, estamos interesados en hacer pronósticos de las transformaciones lineales de algunos elementos de Z_t utilizando todas las variables como predictores. De manera más precisa, estamos interesados en estimar la proyección lineal:

$$y_{t+h|t} = \text{proj} \{y_{t+h} \mid \Omega_t\} \quad (1)$$

donde Ω_t es un set de información potencialmente grande en el momento t y $y_{t+h} = z_{i,t+h}^h = f_h(L) z_{i,t+h}$ es una versión filtrada de y_{it} , para un específico $i = 1, \dots, n$. Los métodos de series de tiempo tradicionales aproximan la proyección usando un número finito p de rezagos de Z_t . En particular, ellos consideran la regresión del siguiente modelo:

$$y_{t+h} = Z'_t \beta_0 + \dots + Z'_{t-p} \beta_p + u_{t+h} = X'_t \beta + u_{t+h} \quad (2)$$

donde $\beta = (\beta'_0, \dots, \beta'_p)'$ y $X_t = (Z'_t, \dots, Z'_{t-p})'$. Por lo tanto el pronóstico implícito esta dado por $y_{t+h|t} = X'_t \beta$ y su error de pronóstico es $u_{t+h} = y_{t+h} - y_{t+h|t}$. Este último se asume ortogonal a $z_{i,t-s}$ para todo $s = 0, 1, \dots, p$ e $i = 1, \dots, n$.

Dado un tamaño de muestra T , llamaremos a la matriz de observaciones de los predictores a $X_t = (X_{p+1}, \dots, X_{T-h})'$ con tamaño $(T - h - p) \times n$ ($p + 1$) y a la matriz de observaciones de la variable dependiente a $y_t = (y_{p+1+h}, \dots, y_T)'$ con tamaño $(T - h - p) \times 1$. Los coeficientes de

la regresión son típicamente estimados por Mínimos Cuadrados Ordinarios (*MCO*), $\hat{\beta}^{MCO} = (X'X)^{-1} X'y$, y el pronóstico esta dado por $\hat{y}_{T+h|T}^{MCO} = X'_T \hat{\beta}^{MCO}$. Cuando el tamaño del set de información, n , es grande, el pronóstico involucra la estimación de un gran número de parámetros. Esto implica la pérdida de grados de libertad y pobres pronósticos ("problema de la dimensionalidad"). Además, si el número de regresores es más grande que la muestra, $n(p+1)$, los MCO no son viables.

2.1 Componentes Principales

Para resolver este problema, la literatura propone realizar pronósticos como una proyección de pocos componentes principales. Consideremos la descomposición espectral de matriz de covarianzas de los regresores:

$$S_x V = V D \quad (3)$$

donde $D = diag(d_1, \dots, d_{n(p+1)})$ es una matriz diagonal que tiene en la diagonal los valores propios de $S_x = \frac{1}{T-h-p} X'X$ en decreciente orden de magnitud y $V = (v_1, \dots, v_{n(p+1)})$ es una matriz $n(p+1) \times n(p+1)$ donde las columnas son los vectores característicos normalizados. Los componentes principales normalizados son definidos como:

$$\hat{f}_{it} = \frac{1}{\sqrt{d_i}} v'_i X_t \quad (4)$$

para $i = 1, \dots, N$ donde N es el numero de *valores propios* no cero.

Si las interacciones entre las variables en el set de información son debido a unos pocos factores subyacentes, mientras exista una correlación cruzada entre componentes específicos de las series, la información contenida por el gran numero de predictores puede ser resumido por unos pocos agregados, mientras la parte no explicada por el factor común puede ser predicha por medio de métodos univariados y entonces capturado proyectando la variable dependiente sobre si misma (o en un pequeño set de predictores). En tales situaciones, unos pocos componentes principales proveen una buena aproximación de los factores subyacentes. Los componentes principales estan definidos como:

$$y_{t+h|t}^{PC} = proj \left\{ y_{t+h} \mid \Omega_t^f \right\} \approx proj \left\{ y_{t+h} \mid \Omega_t \right\} \quad (5)$$

donde $\Omega_t^f = span \left\{ \hat{f}_{1t}, \dots, \hat{f}_{rt} \right\}$, con $r \ll n(p+1)$, es una representación parsimoniosa del set de información. La aproximación parsimoniosa del set de información hace que la proyección sea factible, debido a que la estimación requiere un limitado número de parámetros. La literatura a estudiado los ratios de convergencia de los pronósticos de los componentes

principales con respecto a pronósticos eficiente bajo unos supuestos que definen la estructura aproximada del factor (ver De Mol, Giannone y Reichlin (2009) sección 4)). Bajo estos supuestos, una vez que los factores comunes son estimados por medio de los componentes principales, la proyección es calculada por MCO tratando los factores estimados como si estos fueran observables.

2.2 Métodos *Shrinkage*

Otra alternativa son los estimadores "*shrinkage*". Este método por construcción reduce la varianza de los estimadores, probablemente con menor error predictivo y además son menos arbitrarios en la selección de variables. A continuación presentaremos dos de ellos, Regresión *Ridge* y *Lasso* (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*).

2.3 Regresión *Ridge*

El método de Regresión *Ridge* consiste en reducir los coeficientes de la regresión mediante alguna restricción. Así, los coeficientes *Ridge* se obtienen minimizando la siguiente suma de cuadrados restringida:

$$\widehat{\beta}^{Ridge} = \arg \min_{\beta} \left\{ \sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \right\} \quad (6)$$

Aquí $\lambda > 0$, es un parámetro de completitud que controla el tamaño de la reducción: mayor λ mayor es el tamaño de la reducción. Una forma equivalente de escribir el problema es:

$$\widehat{\beta}^{Ridge} = \arg \min_{\beta} \left\{ \sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \right)^2 \right\} \text{ sujeto a } \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \leq m, \quad (7)$$

A diferencia de lo anterior, aquí se hace explícito el tamaño de la restricción impuesta a los parámetros y por lo tanto λ y “ m ” tienen una correspondencia uno a uno. Cuando hay mucha correlación entre las variables de una regresión lineal, sus estimadores pueden ser poco satisfactorios y presentar alta volatilidad. Al imponer restricciones sobre el tamaño de los coeficientes, como se muestra en (7), el problema se mitiga, sin embargo, agrega algo de sesgo.

Matricialmente, (6) puede ser expresado de la siguiente forma:

$$SCR(\lambda) = (y - X\beta)^T (y - X\beta) + \lambda\beta^T\beta, \quad (8)$$

donde el estimador ridge se obtiene de:

$$\hat{\beta}^{Ridge} = (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T y, \quad (9)$$

Como se puede ver la solución agrega una constante positiva a la diagonal de la matriz $X^T X$. Esto hace el problema no singular, aunque $X^T X$ no sea de rango completo. Esta fue la principal motivación de este tipo de estimadores introducidos por Hoerl y Kennard (1970).

Existen distintas formas de estimar λ , una de ellas es a través de la “traza de *ridge*”. Esto es, determinar los valores de $\hat{\beta}^{Ridge}$ como función de λ , este criterio permite elegir aquel λ tal que $ECM(\hat{\beta}^{Ridge}) < ECM(\hat{\beta})$. Otra alternativa menos subjetiva es derivar los estimadores *ridge* como la media de una distribución posterior. Supongamos que $u \sim iidN(0, \sigma_u^2)$, entonces bajo una prior gaussiana $\beta \sim N(\beta_0, \Phi_0)$, la distribución posterior de β , asumiendo que σ_u^2 y Φ_0 son conocidos, es igual a la expresión (6) con $\lambda = \frac{\sigma_u^2}{\Phi_0}$. Por lo tanto, un estimador operacional de λ puede ser aquel estimado por mínimos cuadrados:

$$\hat{\lambda} = \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\Phi}_0} \quad (10)$$

2.4 Lasso

El segundo método corresponde a la metodología *Lasso* (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*), al igual que *Ridge* es un técnica *shrinkage*, sin embargo, con algunas importantes diferencias con respecto al anterior. El método *Lasso* consiste en minimizar la siguiente ecuación:

$$\hat{\beta}^{Lasso} = \arg \min_{\beta} \left\{ \sum_{i=1}^n \left(y_i - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right\}. \quad (11)$$

Esto es equivalente a minimizar la suma de cuadrado restringida a $\sum |\beta_j| \leq w$, similar a lo que teníamos en regresión *Ridge* donde $\sum \beta_j^2 \leq m$. Sin embargo, por su estructura el método *Lasso* junto con reducir parámetros hace una selección de variables, en cambio regresión *ridge* sólo reduce. Una presentación interesante del método es la que hace Breiman (1993), esta consiste en minimizar:

$$\hat{\beta}^{Lasso} = \arg \min_{\beta} \left\{ \sum_{i=1}^n \left(y_i - \sum_{j=1}^p c_j x_{ij} \hat{\beta}_j \right)^2 \right\} \text{ sujeto a } c_j \geq 0, \sum_{j=1}^p c_j \leq m. \quad (12)$$

Donde $\hat{\beta}$ corresponde al estimador MCO y se reduce a través de términos no negativos cuya suma está acotada. Mediante simulaciones, Breiman (1995) demostró que este método tiene consistentemente menor error de predicción que si tomamos uno de selección de variables e incluso puede competir con *Ridge*.

Para una regresión bayesiana, la selección de las variables puede ser obtenida por una prior doble exponencial. En el caso de una prior doble exponencial con media cero y varianza $2\tau^2$ i.i.d., es equivalente a estimar los parámetros utilizando la expresión (11) del método Lasso, donde $\lambda = \frac{1}{\tau}$ (para más detalles ver Tibshirani (1996) y Fu (1998)).

Comparado con las distribuciones Gaussianas, la distribución doble exponencial centran la masa en valores cercanos a cero y en las colas, esto tiende a producir estimadores de los coeficientes de la regresión de magnitud mayores o iguales a cero. Como resultado se favorece a unos pocos coeficientes grandes, al contrario de muchos coeficientes muy pequeños.

3 Empirico

3.1 Datos

Los datos utilizados son los mismos que González (2012), estos son de frecuencia mensual, parten en enero de 1996 a diciembre de 2009. Todas las series son ajustadas estacionalmente previamente a la estimación y no en cada ventana de tiempo. Siguiendo a De Mol, Giannone y Reichlin (2008) estas son utilizadas en primeras diferencias, a excepción de la tasa de política monetaria, las tasas de interés y las medidas de riesgo que son expresadas en porcentaje. El panel consiste en 116 series que cubren un amplio rango de variables disponibles para la economía chilena, estas categorías incluyen variables externas relevantes, variables relacionadas al sector financiero y variables macroeconómicas.

Dentro de las variables externas se incluyen medidas de precios externos, actividad mundial, condiciones financieras internacionales y precios de commodities (cobre y petróleo). Para las variables financieras locales, se utilizan montos reales de colocaciones y tasas de interés promedio de colocaciones (nominal y real), tipo de cambio nominal y real, agregados monetarios y un índice de la bolsa de comercio IGPA.

Las variables macroeconómicas incluidas son las exportaciones e importaciones, estas incorporadas como una medida de comercio exterior, desagregación del índice de precios al consumidor con la idea de tratar de capturar las diferencias de los precios relativos y desagregación de variables de los sectores de oferta (IMACEC). Por último se incluyen variables de

seguimiento coyuntural, ligadas al comercio, consumo, producción, construcción y mercado laboral. Las variables a ser proyectadas son:

Tabla 1: Descripción de variables

Variable	Nombre	Fuente
IPC	Indice de Precios al Consumidor	INE
IPCX	IPC menos combustibles y energía	INE
IPCX1	IPCX menos tarifas reguladas	INE
IPCX2	IPC excluido alimentos	INE
IMACEC	Indicador mensual de actividad económica	BCCh
Resto	IMACEC excluido recursos naturales	BCCh
Industria	IMACEC industria	BCCh
Comercio	IMACEC comercio	BCCh

La precisión de las proyecciones son evaluadas por medio del error cuadrático medio (ECM) dado por:

$$MSFE_x^h = \frac{1}{T_1 - T_0 - h + 1} \sum_{T=T_0}^{T_1-h} (\hat{x}_{T+h|T} - x_{T+h})^2 \quad (13)$$

La muestra es de frecuencia mensual parte de enero de 1996 a diciembre de 2009, el periodo de evaluación parte de enero de 2004 a diciembre del 2009. $T_1 = 2009 : 12$ que es el último punto disponible en el tiempo, $T_0 = 2003 : 12$ y $h = 1, 3, 6, 9$ y 12 . Adicionalmente, se toman dos sub periodos de evaluación, estos corresponden a enero del 2004 a diciembre de 2006 y a enero de 2007 a diciembre de 2009. Se considera una estimación *rolling* con una ventana de 7 años, i.e. los parámetros son estimados cada tiempo T usando una ventana de 7 años. Para todos los métodos se reportan resultados donde $p = 6$ (número de rezagos seleccionado usando el criterio de información de Akaike), los resultados cualitativos no deberían ser afectados por esta decisión. Para todos los métodos utilizamos datos estandarizados, las medias y las varianzas son re atribuidas posteriormente a los pronósticos respectivos.

3.2 Resultados

Iniciamos nuestro análisis con Regresión de Componentes Principales, reportamos los resultados para los $r = 1, 10, 20, 30, 40, 50$ y 60 componentes principales. Las tablas muestran el error cuadrático medio (ECM) relativo a un camino aleatorio con constante (RW) y la varianza de las predicciones respecto a la varianza de la serie de interés (Var). Recordemos, que si $r = 0$, el pronóstico corresponde a un camino aleatorio con constante.

En la tabla 3, se encuentran los resultados para el periodo 2004-2009¹. Como se puede ver, estos son mixtos y en situaciones se hace difícil ganar a un camino aleatorio. Lo razonable es perder cuando se incluyen muchos componentes principales por la falta de parsimonia, no obstante esta conducta poco deseada, se observa también usando unos pocos componentes principales. Nótese que mientras aumenta el número de componentes principales, la varianza de las proyecciones también aumenta llegando a ser muchas veces tanto o más volátil que la serie original. Esto puede ser explicada por la incertidumbre muestral de los coeficientes de la regresión, cuando estos aumentan en número. Este resultado se encuentra en línea con lo mencionado anteriormente en el trabajo de Boivin y Ng (2003) y de manera indirecta con Alvarez, Camacho y Perez Quiros (2012).

Al observar los dos sub periodos de evaluación, se aprecia que en la primera sección para las series de precios, los componentes principales presentan resultados con errores de proyección levemente mayores respecto a la segunda mitad en los distintos horizontes analizados. Esto cambia en series relacionadas con actividad donde la primera parte del periodo se obtienen mejores resultados (más resultados ver tabla 4 para 2004:01 a 2006:12 y tabla 5 para 2007:01 a 2009:12).

Sin embargo e independiente del periodo, pocas veces tienen mejor resultado que un camino aleatorio. Es importante recordar que la economía chilena durante el primer sub periodo (2004:01 a 2006:12) a tenido una fase de notable estabilidad, por lo que se esperaría que las proyecciones realizadas por un camino aleatorio sean difíciles de superar, esto considerando la poca volatilidad de las series tanto de precio y actividad económica durante este periodo. Lo contrario ocurre en el segundo sub periodo, donde la economía chilena, al igual que otras economías emergentes, atravesaron por un periodo de inflación alta y volátil, y posteriormente con una actividad económica afectada por la crisis financiera internacional. Por otro lado, la literatura empírica sobre componentes principales, ha considerado el pasado de la variable de interés para capturar la dinámica de esta, sin embargo, en nuestro caso la inclusión de rezagos no afecta la calidad de los resultados y en particular no mejora la precisión de las proyecciones.

Para el modelo bayesiano gausiano (*Ridge*), se realiza la regresión sobre una muestra que cubre de enero de 1996 a diciembre de 2003 para un conjunto de priors. Se selecciona la prior que explique, dentro de muestra, una fracción dada $1 - \kappa$ de la varianza de la variable a proyectar. Reportamos los resultados de los diferentes valores de κ como también los valores de ν respectivos, que se mantienen fijo para todo el periodo de evaluación fuera de muestra. Es importante destacar que cuando $\kappa = 1$ corresponde a una proyección de un camino aleatorio, en este caso todos los coeficientes son cero. El caso opuesto se presenta cuando κ es cercano a cero, este se encuentra asociado a un prior no informativa y por ende cercano a una estimación realizada simplemente con MCO.

Considerando la muestra completa (ver tabla 6), el ECM obtenido a través de la regresión *Ridge* es menor que lo conseguido por la Regresión de Componentes Principales tanto para

¹Nuestras evaluación empíricas se hacen sobre proyecciones puntuales como es el estándar de la literatura relacionada con este tipo de trabajos.

series de precios como de actividad, además siendo menos volátiles; esto último es una condición deseada en toda proyección. Al mismo tiempo, mejora el comportamiento frente a un camino aleatorio en todos los horizontes y tipos de variables.

Al observar las dos sub muestras, el comportamiento es similar a los resultados obtenidos en Componentes Principales, series de actividad con mejor evaluación en la primera parte pero débil en el segundo periodo y precios, por el contrario, mejor en el segunda parte de la muestra Sin embargo, si se compara con un camino aleatorio, estos presentan mejores resultados que Componentes Principales. También se puede ver una mayor estabilidad en las proyecciones obtenidas con regresión *Ridge* que con Componentes Principales (ver tabla 2, más resultados ver tabla 7 para 2004:01 a 2006:12 y tabla 8 para 2007:01 a 2009:12). Esto no es sorprendente dado que la regresión *Ridge* usa todos los valores característicos en forma decreciente en lugar de truncar en r como es el caso de Componentes Principales

Tabla 2: Volatilidad de proyecciones varianza de serie de interés en dos submuestras

Serie	Periodo	Método	Max / Min	Horizonte				
				h=1	h=3	h=6	h=9	h=12
IPC	2004:01 a	<i>CP</i>	min(pred/obs)	0,017	0,056	0,174	0,311	0,348
			max(pred/obs)	3,010	3,064	3,040	5,571	5,825
		<i>Ridge</i>	min(pred/obs)	0,014	0,066	0,246	0,505	0,647
			max(pred/obs)	0,167	0,215	0,378	0,747	0,818
	2006:12	<i>Lasso</i>	min(pred/obs)	0,018	0,067	0,262	0,532	0,722
			max(pred/obs)	0,380	0,342	0,533	1,118	1,097
		<i>CP</i>	min(pred/obs)	0,212	0,347	0,251	0,222	0,073
			max(pred/obs)	3,566	6,707	5,394	1,871	5,101
	2007:01 a	<i>Ridge</i>	min(pred/obs)	0,010	0,010	0,012	0,015	0,005
			max(pred/obs)	0,251	0,136	0,053	0,024	0,012
		<i>Lasso</i>	min(pred/obs)	0,025	0,009	0,011	0,007	0,011
			max(pred/obs)	0,365	0,201	0,248	0,077	0,103
IMACEC	2004:01 a	<i>CP</i>	min(pred/obs)	0,014	0,193	0,505	0,659	0,757
			max(pred/obs)	2,930	5,012	7,654	3,994	6,757
		<i>Ridge</i>	min(pred/obs)	0,007	0,111	0,326	0,434	0,485
			max(pred/obs)	0,138	0,246	0,558	0,644	0,605
	2006:12	<i>Lasso</i>	min(pred/obs)	0,009	0,115	0,320	0,422	0,487
			max(pred/obs)	0,301	0,744	0,947	0,966	0,805
		<i>CP</i>	min(pred/obs)	0,105	0,197	0,194	0,375	0,155
			max(pred/obs)	8,942	4,429	3,315	2,184	2,415
	2007:01 a	<i>Ridge</i>	min(pred/obs)	0,004	0,005	0,003	0,003	0,002
			max(pred/obs)	0,130	0,066	0,043	0,025	0,009
		<i>Lasso</i>	min(pred/obs)	0,003	0,012	0,004	0,005	0,016
			max(pred/obs)	0,285	0,110	0,118	0,092	0,088

Por otro lado, los modelos con priors gausianas doble exponenciales (*Lasso*), al contrario de fijar los valores de los parámetros ν , se selecciona una prior que entregue un determinado

número (k) de coeficientes no-cero en cada paso de la estimación durante la evaluación fuera de muestra. Específicamente buscamos los casos donde $k = 1, 10, 20, 30, 40, 50$ y 60 coeficientes no-cero. Esto es comparable con los r coeficientes asociados a los r Componentes Principales.

Si examinamos el caso para $k = 10$ variable seleccionadas al comienzo y al final del periodo de evaluación fuera de muestra, los resultados que emergen de este análisis se pueden dividir en dos: Primero, sólo algunas de las variables seleccionadas se mantienen en los distintos horizontes, en el caso de las variables relacionadas con precios se observa que series de mercados financieros son persistentemente explicativas de estas, por otro lado las de actividad siempre obedecen a variables de demanda en los distintos horizontes. Y segundo, que las variables seleccionadas en general coinciden con las que frecuentemente se encuentran en los modelos de corto y mediano plazo.

Al observar los resultados de la muestra completa (ver tabla 9), el ECM obtenido a través de *Lasso* es menor que lo obtenido por Componentes Principales, incluso menos volátiles. Al igual que *Ridge*, mejora el comportamiento frente a un camino aleatorio, en todos los horizontes y tipo de variables. Con respecto a las dos submuestras (tabla 10 para 2004:01 a 2006:12 y tabla 11 para 2007:1 a 2009:12) el comportamiento es similar a lo comentado anteriormente para precios, resultados más pobres en la primera parte de la muestra que en el periodo final, sin embargo en actividad los resultados para ambos periodos son mixtos.

Por último, haciendo un resumen de los resultados con los menores ECM para cada serie (ver tabla 12), los métodos *shrinkage* tienen mejores resultados en series de precios a corto y medianos plazos (1,3 y 6 meses). Donde aún los Componentes Principales presenta un dominio es en series de actividad y de precios a 9 y 12 meses. Sin embargo, la evaluación realizada considerando el sub periodo 2007-2009 (ver tabla 14), los métodos de *shrinkage* mejoran su comportamiento tanto en las series de precios como actividad siendo aún débil a 12 meses.

4 Conclusiones

Este artículo analizó los resultados empíricos de dos tipos de estimadores *shrinkage* bayesianos utilizando una gran base de datos y los compararon con regresiones de componentes principales. Se pudo observar que los resultados obtenidos por los métodos *shrinkage* presentan una buena alternativa a los Componentes Principales, reduciendo los errores fuera de muestra, independiente del tipo de variable y en casi todos los horizontes, además en algunos casos mejorando la precisión frente a un camino aleatorio. Asimismo las proyecciones obtenidas por estos estimadores son menos volátiles que Componentes Principales, esto último es una condición deseada en toda proyección. También se pudo observar que la inclusión del pasado de la variable de interés, en nuestro caso, no afecta de forma importante la calidad de los resultados y en particular no mejora la precisión de las proyecciones.

Es importante dejar en claro que la metodología *Lasso* utilizada en este trabajo, para determinar el número de variables seleccionadas, ha sido netamente empírica. El algoritmo entrega buenos resultados al incluir pocas variables en la regresión. Sin embargo, la selección de las variables no siempre se mantiene a través del tiempo. Bajo colinealidad, nosotros deberíamos esperar que la selección apropiada de un número menor de variables, capturé la mayor parte de la covarianza y que la selección sea sensible a las pequeñas perturbaciones de los datos. En este sentido, la interpretación del modelo desde un punto de vista económico, se hace más dificultosa que en las regresiones de Componente Principales o *Ridge*.

5 Bibliografía

Aguirre, Álvaro R. & Luis Felipe Céspedes C., 2004. "Uso de Análisis Factorial Dinámico para Proyecciones Macroeconómicas," Working Papers Central Bank of Chile 274, Central Bank of Chile.

Angelini, Elena & Gonzalo Camba-Méndez & Domenico Giannone & Gerhard Rünstler & Lucrezia Reichlin, 2008. "Short-term forecasts of euro area GDP growth," Working Paper Series 949, European Central Bank.

Banbura, Marta & Domenico Giannone & Lucrezia Reichlin, 2010. "Large Bayesian vector auto regressions," Journal of Applied Econometrics, John Wiley & Sons, Ltd., vol. 25(1), pages 71-92.

Bernanke, Ben & Jean Boivin & Piotr S. Eliasz, 2005. "Measuring the Effects of Monetary Policy: A Factor-augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach," The Quarterly Journal of Economics, MIT Press, vol. 120(1), pages 387-422, January.

Bloor, Chris & Troy Matheson, 2008. "Analysing shock transmission in a data-rich environment: A large BVAR for New Zealand," Reserve Bank of New Zealand Discussion Paper Series DP2008/09, Reserve Bank of New Zealand.

Boivin, Jean & Serena Ng, 2003. "Are More Data Always Better for Factor Analysis?," NBER Working Papers 9829, National Bureau of Economic Research, Inc.

Boivin, Jean & Marc Giannoni, 2008. "Global Forces and Monetary Policy Effectiveness," NBER Working Papers 13736, National Bureau of Economic Research, Inc.

Breiman, Leo, 1995. "Better Subset Regression Using the Nonnegative Garrote," Technometrics Vol. 37, No. 4, pp. 373-384

Camacho, Maximo & Gabriel Perez-Quiros, 2009. "N-STING: España Short Term INdicator of Growth," Banco de España Working Papers 0912, Banco de España.

Camacho, Maximo & Gabriel Perez-Quiros, 2010. "Introducing the euro-sting: Short-term indicator of euro area growth," Journal of Applied Econometrics, John Wiley & Sons, Ltd., vol. 25(4), pages 663-694.

De Mol, Christine & Giannone, Domenico & Reichlin, Lucrezia, 2008. "Forecasting using a large number of predictors: Is Bayesian shrinkage a valid alternative to principal components?," *Journal of Econometrics*, Elsevier, vol. 146(2), pages 318-328, October.

Doan, Thomas & Robert Litterman & Christopher Sims, 1984. "Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions," *Econometric Reviews*, Taylor and Francis Journals, vol. 3(1), pages 1-100.

Echavarría, Gonzalo & Wildo González, 2011. "Un Modelo de Factores Dinámicos de Pequeña Escala para el Imacec," *Notas de Investigación Journal Economía Chilena (The Chilean Economy)*, Central Bank of Chile, vol. 14(2), pages 109-118, August.

Forni, Mario & Hallin, Marc & Lippi, Marco & Reichlin, Lucrezia, 2005. "The Generalized Dynamic Factor Model: One-Sided Estimation and Forecasting," *Journal of the American Statistical Association*, American Statistical Association, vol. 100, pages 830-840, September.

Forni, Mario & Marc Hallin & Marco Lippi & Lucrezia Reichlin, 2000. "The Generalized Dynamic-Factor Model: Identification And Estimation," *The Review of Economics and Statistics*, MIT Press, vol. 82(4), pages 540-554, November.

Frale, Cecilia & Massimiliano Marcellino & Gian Luigi Mazzi & Tommaso Proietti, 2008. "A Monthly Indicator of the Euro Area GDP," *Economics Working Papers ECO2008/32*, European University Institute.

Fu, Wenjiang, 1998. "Penalized regressions: the bridge vs. the lasso," *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol. 7, Issue 3, 397-416.

González, Wildo, 2012. "Un Gran VAR Bayesiano para la Economía Chilena," *Working Papers Central Bank of Chile 653*, Central Bank of Chile.

Hoerl, Arthur E. & Kennard, Robert W., 1970. "Ridge regression: biased estimation for nonorthogonal problems". *Technometrics*, vol12, pages 55-67.

Litterman, Robert B, 1986. "Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions-Five Years of Experience," *Journal of Business & Economic Statistics*, American Statistical Association, vol. 4(1), pages 25-38, January.

Mariano, Roberto S. & Yasutomo Murasawa, 2003. "A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series," *Journal of Applied Econometrics*, John Wiley & Sons, Ltd., vol. 18(4), pages 427-443.

Stock, James H & Watson, Mark W, 2002. "Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes," *Journal of Business & Economic Statistics*, American Statistical Association, vol. 20(2), pages 147-62, April.

Stock, James H. & Mark W. Watson, 1988. "A Probability Model of The Coincident Economic Indicators," NBER Working Papers 2772, National Bureau of Economic Research, Inc.

Stock, James H. & Mark W. Watson, 2005. "Implications of Dynamic Factor Models for VAR Analysis," NBER Working Papers 11467, National Bureau of Economic Research, Inc.

Stock, James H. & Mark W. Watson, 1999. "Forecasting inflation," Journal of Monetary Economics, Elsevier, vol. 44(2), pages 293-335, October.

Tibshirani, Robert, 1996. "Regression shrinkage and selection via the lasso," J. Royal. Statist. Soc B., 58, 267-288.

Tabla 3: Evaluación de proyecciones con Regresión Componentes Principales

IPC											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	1.13	0.18	1.42	0.32	1.70	0.46	1.99	0.61	1.98	0.63	
10	1.22	0.73	1.32	0.51	1.25	0.29	1.40	0.32	0.98	0.28	
20	1.32	1.33	1.38	1.24	1.09	0.59	1.26	0.45	0.94	0.39	
30	1.39	1.61	1.69	1.60	0.95	0.70	1.34	0.79	1.08	0.65	
40	1.42	1.58	1.54	1.56	0.89	0.71	1.33	0.82	1.59	1.17	
50	1.64	1.61	1.94	1.18	1.44	0.77	1.88	0.94	2.54	2.03	
60	3.86	3.57	9.37	6.68	9.04	5.88	3.60	2.17	5.42	4.25	
IPCX											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	1.10	0.34	1.51	0.67	2.24	1.01	2.50	1.10	2.04	0.80	
10	0.77	0.80	0.73	0.77	0.85	0.55	1.12	0.39	0.94	0.34	
20	0.82	1.11	0.78	1.28	0.67	0.64	0.86	0.47	0.74	0.31	
30	1.20	1.40	1.21	1.93	0.68	0.76	0.89	0.68	0.77	0.43	
40	1.31	1.54	1.26	1.91	0.73	0.84	0.80	0.58	0.98	0.68	
50	1.64	1.75	1.28	1.50	0.85	0.75	1.30	0.64	1.69	1.20	
60	2.50	2.66	4.64	3.70	4.85	3.17	3.00	1.89	2.81	2.15	
IPCX1											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	1.11	0.29	1.46	0.65	2.33	1.21	2.69	1.44	2.09	0.97	
10	0.89	0.60	0.86	0.91	1.09	0.90	1.17	0.65	0.98	0.46	
20	0.80	0.95	0.67	0.75	0.92	0.58	0.91	0.43	0.78	0.33	
30	1.01	1.33	1.12	1.42	0.97	0.69	0.88	0.47	0.72	0.37	
40	1.24	1.36	1.60	1.75	1.16	0.96	0.89	0.50	1.13	0.75	
50	1.94	1.82	2.03	1.73	1.91	1.25	1.83	0.81	2.42	1.60	
60	2.75	2.83	4.20	3.26	5.70	4.08	3.30	2.23	4.52	3.67	
IPCX2											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	1.12	0.37	1.42	0.78	2.19	1.42	2.44	1.63	1.88	1.08	
10	0.86	0.66	0.86	1.03	1.01	1.07	1.00	0.75	0.83	0.50	
20	0.97	0.99	0.70	0.91	0.79	0.75	0.80	0.54	0.69	0.38	
30	1.08	1.29	1.02	1.39	0.92	0.85	0.77	0.47	0.68	0.37	
40	1.50	1.48	1.44	1.65	1.11	1.11	0.89	0.54	1.22	0.74	
50	2.17	1.92	2.10	1.94	1.95	1.53	2.02	1.09	2.55	1.58	
60	3.19	3.20	4.55	4.20	6.10	5.19	3.77	2.76	4.80	3.99	
IMACEC											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	0.96	0.09	0.97	0.38	1.39	0.64	1.08	0.47	0.80	0.39	
10	1.14	0.26	1.07	0.29	1.03	0.35	0.85	0.49	0.49	0.50	
20	2.05	0.80	1.54	0.75	1.16	0.64	1.00	0.71	0.70	0.54	
30	2.66	1.77	2.04	1.85	2.01	1.82	1.62	1.70	0.80	0.84	
40	3.67	2.52	2.01	1.67	2.43	2.10	1.69	1.56	1.04	0.96	
50	5.52	5.10	4.01	3.61	4.11	4.12	2.38	2.57	0.98	1.15	
60	6.86	6.19	4.82	4.24	4.32	4.33	2.39	2.58	3.84	3.91	
RESTO											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	0.89	0.15	0.94	0.49	1.38	0.76	1.05	0.56	0.75	0.37	
10	1.02	0.24	1.06	0.51	1.01	0.47	0.85	0.63	0.55	0.58	
20	1.52	0.63	1.32	0.71	0.93	0.55	1.05	0.95	0.70	0.71	
30	1.99	1.43	1.45	1.32	1.95	1.82	1.90	2.10	0.90	1.03	
40	2.93	2.18	1.38	1.38	2.75	2.49	2.10	2.09	1.10	1.27	
50	4.56	4.23	2.54	2.65	4.43	4.68	3.30	3.71	1.47	2.01	
60	7.22	6.37	3.60	3.37	4.06	4.13	3.62	3.86	3.09	3.61	
INDUSTRIA											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	0.98	0.07	1.04	0.32	1.38	0.67	1.13	0.50	0.87	0.29	
10	1.18	0.19	1.11	0.29	0.91	0.26	0.77	0.28	0.67	0.32	
20	1.44	0.65	1.57	0.62	1.24	0.49	1.12	0.73	0.77	0.40	
30	2.01	1.48	2.34	1.85	1.90	1.47	1.25	1.36	0.81	0.58	
40	2.51	2.04	2.42	2.01	2.36	1.94	1.16	1.45	0.91	0.82	
50	5.60	5.47	3.58	3.38	3.77	3.56	1.89	2.69	1.34	1.76	
60	7.68	7.48	5.94	5.49	6.28	6.00	4.05	5.10	3.06	4.37	
COMERCIO											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	0.97	0.08	1.03	0.33	1.40	0.58	1.13	0.51	0.74	0.31	
10	1.16	0.17	1.36	0.38	1.46	0.49	1.32	0.69	0.67	0.36	
20	1.56	0.63	1.39	0.47	0.97	0.36	1.56	0.93	0.85	0.40	
30	2.49	2.09	1.30	0.72	1.45	0.84	2.38	1.80	1.13	0.67	
40	3.86	3.59	1.71	1.33	2.95	2.02	3.22	2.41	1.54	1.00	
50	4.19	3.89	3.80	2.59	4.01	3.23	4.12	3.63	1.47	0.92	
60	9.63	8.89	5.91	5.14	5.19	4.64	5.59	5.36	3.20	2.98	

Tabla 4: Evaluación de proyecciones con Regresión Componentes Principales, considerando el periodo 2004-01-2006-12

IPC											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	1.05	0.02	1.14	0.06	1.29	0.17	1.66	0.31	2.95	0.35	
10	1.16	0.19	1.29	0.21	1.09	0.58	1.22	1.14	0.99	1.15	
20	1.34	0.47	1.25	0.28	0.95	0.63	1.54	1.31	2.24	1.46	
30	1.73	0.83	1.53	0.66	1.00	0.61	1.37	1.27	1.96	1.39	
40	1.74	0.84	1.70	0.69	1.43	0.74	3.49	1.88	3.15	1.63	
50	2.13	1.09	1.85	0.88	1.29	0.76	5.19	2.52	5.74	2.08	
60	4.06	3.01	3.88	3.06	3.52	3.04	13.68	5.57	27.49	5.83	

IPCX											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	1.01	0.04	1.18	0.18	1.40	0.29	1.64	0.33	2.31	0.32	
10	1.20	0.30	1.54	0.59	1.23	0.80	0.79	1.05	0.50	0.95	
20	1.26	0.62	2.08	0.86	1.32	0.74	1.24	1.07	1.28	1.19	
30	1.40	0.88	2.43	1.20	1.83	0.81	1.90	1.19	1.40	1.18	
40	1.31	0.96	2.73	1.60	2.76	1.21	3.61	1.69	2.68	1.37	
50	1.70	1.23	2.01	1.44	2.14	1.07	5.07	2.11	4.81	1.87	
60	2.93	2.93	4.80	5.28	4.15	3.26	12.20	5.00	11.00	3.47	

IPCX1											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	1.03	0.06	1.01	0.21	0.86	0.32	1.01	0.34	1.44	0.34	
10	1.17	0.22	1.06	0.38	0.93	0.65	0.73	0.82	0.64	0.81	
20	1.41	0.59	1.29	0.73	0.86	0.57	1.13	0.94	1.91	1.42	
30	1.56	1.02	1.55	1.09	1.46	1.01	1.91	1.47	2.64	1.69	
40	1.68	1.43	2.55	2.12	2.25	1.77	3.41	2.42	4.62	2.24	
50	1.99	1.48	2.06	1.81	1.78	1.43	4.28	2.84	7.05	3.06	
60	4.23	5.10	5.44	6.05	5.25	4.73	11.68	7.83	17.56	7.53	

IPCX2											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	0.99	0.04	0.94	0.12	0.91	0.24	1.16	0.28	1.81	0.31	
10	1.17	0.17	1.18	0.28	1.38	0.68	1.14	0.73	1.16	0.67	
20	1.37	0.39	1.22	0.48	1.29	0.51	1.77	0.83	2.75	1.27	
30	1.33	0.61	1.40	0.64	1.70	0.79	2.17	1.14	3.27	1.39	
40	1.61	1.08	2.17	1.66	2.16	1.49	3.22	1.96	4.77	1.86	
50	1.87	1.30	1.75	1.43	2.05	1.34	5.48	3.06	7.86	2.88	
60	2.84	3.46	2.60	3.36	5.54	4.65	8.67	5.49	15.02	6.07	

IMACEC											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	0.97	0.01	0.74	0.19	0.52	0.50	0.41	0.66	0.34	0.76	
10	1.01	0.16	0.88	0.47	0.52	0.86	0.75	0.86	0.96	0.86	
20	1.23	0.35	1.14	0.84	0.82	1.23	1.14	1.01	1.65	0.99	
30	1.33	0.43	1.22	0.79	1.42	1.57	2.11	1.42	2.69	1.34	
40	1.81	0.79	1.88	1.20	2.03	2.23	3.31	2.16	3.57	1.84	
50	2.91	2.20	3.16	3.16	4.83	6.18	3.08	2.89	2.95	1.99	
60	3.22	2.93	4.67	5.01	7.11	7.65	4.84	3.99	13.70	6.76	

RESTO											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	0.89	0.03	0.55	0.24	0.37	0.48	0.35	0.59	0.38	0.62	
10	1.00	0.11	0.76	0.44	0.67	0.81	0.86	0.90	1.04	0.83	
20	1.04	0.20	0.85	0.60	0.90	1.02	1.35	1.08	1.75	1.03	
30	1.01	0.26	0.92	0.72	1.43	1.41	2.09	1.56	2.37	1.36	
40	1.39	0.51	0.98	0.94	1.93	2.11	2.76	2.06	2.88	1.79	
50	2.24	1.59	1.95	2.83	2.64	4.17	2.04	2.32	2.50	1.95	
60	3.62	3.28	2.73	4.42	2.85	3.61	3.28	2.98	6.87	5.14	

INDUSTRIA											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									
1	0.98	0.00	0.95	0.03	0.82	0.13	0.73	0.30	0.82	0.38	
10	1.21	0.08	1.25	0.15	0.81	0.30	1.20	0.51	2.00	0.49	
20	1.30	0.28	1.43	0.33	1.22	0.49	1.96	0.83	2.75	0.78	
30	1.16	0.38	1.35	0.42	1.25	0.61	2.23	1.18	3.25	1.24	
40	1.41	0.60	1.69	0.57	1.33	0.87	2.48	1.78	3.51	2.05	
50	2.87	1.89	2.20	1.07	1.47	1.27	2.06	1.97	2.63	2.03	
60	4.05	3.43	4.46	3.87	5.32	7.41	2.78	2.86	8.29	8.79	

COMERCIO											
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)									

<tbl_r cells="7

Tabla 5: Evaluación de proyecciones con Regresión Componentes Principales, considerando el periodo 2007:01-2009:12

IPC										
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)								
1	1.15	0.21	1.47	0.35	1.74	0.42	2.01	0.49	1.95	0.57
10	1.24	0.89	1.32	0.60	1.26	0.25	1.40	0.22	0.97	0.07
20	1.32	1.60	1.41	1.48	1.10	0.61	1.24	0.37	0.90	0.27
30	1.30	1.81	1.72	1.88	0.94	0.75	1.33	0.77	1.06	0.66
40	1.34	1.74	1.50	1.76	0.84	0.74	1.23	0.70	1.54	1.26
50	1.51	1.74	1.96	1.12	1.45	0.72	1.72	0.80	2.45	2.45
60	3.81	3.57	10.50	6.71	9.58	5.39	3.13	1.87	4.79	5.10
IPCX										
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)								
1	1.12	0.30	1.54	0.58	2.28	0.86	2.53	1.05	2.03	0.90
10	0.70	0.89	0.67	0.82	0.83	0.52	1.13	0.28	0.96	0.13
20	0.75	1.19	0.68	1.39	0.64	0.64	0.85	0.46	0.72	0.20
30	1.16	1.39	1.11	2.05	0.63	0.78	0.86	0.77	0.75	0.46
40	1.31	1.59	1.15	1.90	0.64	0.80	0.71	0.56	0.93	0.89
50	1.63	1.84	1.23	1.42	0.80	0.64	1.17	0.53	1.59	1.66
60	2.42	2.48	4.63	3.01	4.88	2.55	2.69	1.73	2.56	2.94
IPCX1										
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)								
1	1.13	0.24	1.50	0.57	2.42	1.15	2.77	1.60	2.11	1.29
10	0.84	0.69	0.84	1.02	1.10	0.90	1.19	0.52	0.99	0.28
20	0.69	1.00	0.61	0.75	0.92	0.41	0.90	0.35	0.74	0.20
30	0.91	1.27	1.08	1.52	0.94	0.60	0.83	0.48	0.66	0.35
40	1.16	1.21	1.51	1.71	1.10	0.99	0.77	0.49	1.01	1.05
50	1.93	1.76	2.03	1.61	1.91	1.25	1.71	0.94	2.27	2.45
60	2.48	2.20	4.09	2.23	5.73	3.99	2.91	2.59	4.09	5.66
IPCX2										
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)								
1	1.14	0.33	1.47	0.80	2.28	1.68	2.50	2.29	1.88	1.89
10	0.80	0.82	0.82	1.38	0.99	1.33	0.99	0.75	0.82	0.43
20	0.89	1.16	0.63	1.05	0.75	0.66	0.76	0.51	0.63	0.29
30	1.03	1.36	0.97	1.70	0.87	0.90	0.70	0.51	0.60	0.42
40	1.48	1.43	1.35	1.84	1.04	1.36	0.77	0.69	1.12	1.39
50	2.23	2.07	2.15	2.23	1.94	1.95	1.85	1.60	2.39	3.14
60	3.26	2.95	4.78	3.97	6.14	6.49	3.53	4.47	4.50	8.27
IMACEC										
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)								
1	0.94	0.11	1.05	0.39	1.58	0.67	1.22	0.45	0.90	0.16
10	1.24	0.31	1.13	0.20	1.14	0.19	0.87	0.38	0.39	0.33
20	2.68	1.18	1.68	0.77	1.24	0.54	0.97	0.66	0.50	0.27
30	3.67	2.87	2.30	2.21	2.14	1.90	1.51	1.90	0.41	0.58
40	5.09	3.92	2.06	1.80	2.52	2.04	1.35	1.43	0.52	0.50
50	7.52	7.25	4.29	3.67	3.95	2.96	2.22	2.18	0.58	0.74
60	9.66	8.94	4.86	4.43	3.69	3.31	1.86	2.00	1.80	2.42
RESTO										
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)								
1	0.88	0.19	1.08	0.51	1.71	0.86	1.28	0.60	0.88	0.18
10	1.03	0.29	1.17	0.48	1.12	0.36	0.85	0.55	0.38	0.44
20	1.88	0.95	1.49	0.74	0.94	0.45	0.95	0.95	0.33	0.52
30	2.72	2.25	1.64	1.41	2.11	1.90	1.84	2.35	0.37	0.87
40	4.08	3.35	1.53	1.39	3.01	2.50	1.88	2.12	0.47	1.00
50	6.29	6.04	2.76	2.21	5.01	3.86	3.71	3.64	1.11	1.98
60	9.90	8.99	3.91	3.24	4.45	3.49	3.73	3.38	1.75	2.66
INDUSTRIA										
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)								
1	0.98	0.08	1.08	0.40	1.55	0.86	1.21	0.66	0.87	0.35
10	1.16	0.25	1.04	0.33	0.94	0.22	0.69	0.26	0.44	0.36
20	1.53	0.91	1.64	0.81	1.25	0.58	0.96	0.86	0.43	0.36
30	2.54	2.22	2.81	2.66	2.10	1.82	1.07	1.61	0.40	0.54
40	3.20	2.93	2.76	2.84	2.67	2.32	0.91	1.57	0.46	0.69
50	7.32	7.84	4.24	4.49	4.46	3.94	1.86	2.89	1.12	2.10
60	9.96	10.38	6.64	6.99	6.95	6.81	4.30	6.70	2.17	4.16
COMERCIO										
r	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)								
1	0.95	0.12	1.16	0.38	1.73	0.65	1.48	0.55	0.99	0.17
10	1.16	0.25	1.53	0.45	1.68	0.53	1.58	0.76	0.70	0.24
20	1.93	1.22	1.45	0.51	0.92	0.24	1.79	1.04	0.78	0.21
30	4.17	4.47	1.20	0.78	1.29	0.70	2.62	2.10	0.91	0.44
40	6.71	7.63	1.56	1.33	3.00	1.83	3.44	2.70	1.31	0.70
50	7.03	7.52	3.38	1.89	3.85	2.13	4.79	4.23	1.37	0.36
60	17.38	16.76	6.51	5.02	5.15	3.93	6.72	6.61	2.24	1.52

Tabla 6: Evaluación de proyecciones con Regresión Ridge

IPC															
K	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)									
0.10	0.01	0.86	0.24	0.00	0.98	0.16	0.00	0.99	0.11	0.01	0.98	0.12	0.00	0.91	0.15
0.20	0.01	0.86	0.19	0.01	0.97	0.14	0.01	0.98	0.10	0.01	0.98	0.12	0.01	0.91	0.15
0.30	0.02	0.87	0.15	0.01	0.96	0.12	0.01	0.98	0.09	0.02	0.99	0.12	0.02	0.93	0.14
0.40	0.02	0.88	0.12	0.02	0.96	0.10	0.02	0.98	0.08	0.03	0.99	0.11	0.03	0.94	0.14
0.50	0.03	0.89	0.09	0.03	0.96	0.08	0.03	0.98	0.08	0.04	0.99	0.11	0.04	0.96	0.14
0.60	0.05	0.90	0.06	0.04	0.97	0.06	0.05	0.99	0.07	0.06	1.00	0.10	0.06	0.97	0.14
0.70	0.08	0.92	0.04	0.07	0.98	0.05	0.08	0.99	0.06	0.10	1.00	0.10	0.09	0.98	0.14
0.80	0.14	0.95	0.02	0.13	0.98	0.03	0.15	1.00	0.06	0.17	1.01	0.10	0.16	1.00	0.14
0.90	0.32	0.97	0.01	0.30	0.99	0.03	0.36	1.00	0.06	0.39	1.01	0.10	0.36	1.01	0.14
IPCX															
K	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)									
0.10	0.01	0.64	0.30	0.01	0.66	0.26	0.01	0.84	0.15	0.01	0.92	0.13	0.01	0.90	0.14
0.20	0.01	0.65	0.25	0.01	0.68	0.23	0.01	0.86	0.14	0.02	0.94	0.13	0.02	0.92	0.14
0.30	0.02	0.67	0.20	0.02	0.70	0.19	0.03	0.88	0.13	0.03	0.96	0.13	0.03	0.93	0.14
0.40	0.03	0.70	0.16	0.03	0.74	0.15	0.04	0.90	0.11	0.04	0.97	0.12	0.04	0.95	0.13
0.50	0.04	0.73	0.12	0.05	0.78	0.12	0.06	0.92	0.10	0.07	0.99	0.11	0.06	0.97	0.13
0.60	0.06	0.78	0.08	0.07	0.82	0.09	0.09	0.94	0.09	0.10	0.99	0.11	0.09	0.98	0.13
0.70	0.10	0.82	0.05	0.12	0.87	0.07	0.15	0.96	0.08	0.15	1.00	0.11	0.14	0.99	0.13
0.80	0.18	0.86	0.03	0.21	0.92	0.05	0.26	0.98	0.08	0.26	1.01	0.10	0.24	1.00	0.12
0.90	0.43	0.94	0.02	0.49	0.96	0.04	0.59	1.00	0.07	0.58	1.02	0.10	0.54	1.01	0.12
IPCX1															
K	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)									
0.10	0.01	0.68	0.26	0.01	0.70	0.25	0.01	0.87	0.18	0.01	0.91	0.15	0.01	0.89	0.13
0.20	0.01	0.70	0.22	0.01	0.71	0.23	0.01	0.87	0.18	0.01	0.93	0.16	0.01	0.90	0.14
0.30	0.02	0.72	0.18	0.02	0.73	0.20	0.02	0.88	0.16	0.02	0.95	0.15	0.02	0.92	0.14
0.40	0.02	0.74	0.15	0.03	0.75	0.16	0.03	0.90	0.14	0.04	0.96	0.14	0.04	0.94	0.14
0.50	0.04	0.77	0.11	0.04	0.79	0.13	0.05	0.91	0.12	0.06	0.97	0.13	0.06	0.95	0.13
0.60	0.06	0.80	0.08	0.07	0.82	0.10	0.08	0.93	0.11	0.09	0.98	0.12	0.09	0.97	0.13
0.70	0.09	0.84	0.06	0.11	0.87	0.08	0.13	0.95	0.09	0.14	0.99	0.12	0.14	0.98	0.13
0.80	0.16	0.89	0.04	0.20	0.91	0.06	0.24	0.97	0.09	0.24	1.00	0.11	0.23	0.99	0.12
0.90	0.39	0.94	0.02	0.48	0.96	0.05	0.56	0.99	0.08	0.55	1.00	0.10	0.53	1.00	0.12
IPCX2															
K	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)									
0.10	0.01	0.70	0.29	0.01	0.66	0.29	0.01	0.80	0.21	0.01	0.86	0.17	0.01	0.87	0.13
0.20	0.01	0.71	0.25	0.01	0.67	0.27	0.01	0.81	0.21	0.01	0.88	0.18	0.01	0.88	0.14
0.30	0.02	0.72	0.21	0.02	0.69	0.23	0.02	0.82	0.20	0.02	0.89	0.17	0.02	0.89	0.14
0.40	0.02	0.74	0.17	0.02	0.72	0.20	0.03	0.84	0.18	0.03	0.91	0.16	0.03	0.91	0.13
0.50	0.04	0.77	0.11	0.04	0.79	0.13	0.05	0.91	0.12	0.06	0.97	0.13	0.06	0.95	0.13
0.60	0.05	0.79	0.10	0.06	0.79	0.13	0.07	0.88	0.13	0.08	0.94	0.14	0.07	0.94	0.13
0.70	0.08	0.83	0.07	0.09	0.83	0.10	0.11	0.91	0.12	0.12	0.95	0.13	0.12	0.96	0.12
0.80	0.16	0.88	0.05	0.17	0.88	0.08	0.20	0.94	0.10	0.21	0.97	0.12	0.20	0.97	0.12
0.90	0.36	0.93	0.03	0.41	0.94	0.06	0.47	0.97	0.09	0.48	0.98	0.11	0.46	0.99	0.11
IMACEC															
K	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)									
0.10	0.00	1.04	0.14	0.00	0.90	0.11	0.00	0.91	0.14	0.01	0.92	0.21	0.01	0.93	0.31
0.20	0.01	1.01	0.10	0.01	0.89	0.10	0.01	0.90	0.12	0.01	0.90	0.19	0.01	0.90	0.30
0.30	0.01	0.99	0.07	0.01	0.88	0.08	0.01	0.90	0.11	0.02	0.90	0.18	0.02	0.90	0.29
0.40	0.02	0.98	0.05	0.02	0.88	0.07	0.02	0.91	0.10	0.02	0.91	0.18	0.03	0.90	0.29
0.50	0.03	0.97	0.04	0.03	0.88	0.06	0.03	0.91	0.09	0.04	0.92	0.15	0.05	0.92	0.28
0.60	0.04	0.97	0.03	0.04	0.89	0.05	0.04	0.93	0.09	0.04	0.94	0.17	0.07	0.94	0.28
0.70	0.06	0.97	0.02	0.06	0.91	0.04	0.07	0.94	0.08	0.09	0.96	0.17	0.10	0.96	0.29
0.80	0.11	0.97	0.01	0.11	0.93	0.03	0.12	0.96	0.08	0.15	0.98	0.17	0.18	0.98	0.29
0.90	0.25	0.98	0.00	0.26	0.97	0.03	0.29	0.99	0.08	0.35	1.00	0.17	0.41	1.01	0.29
RESTO															
K	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)									
0.10	0.00	0.91	0.13	0.00	0.78	0.13	0.00	0.85	0.15	0.00	0.88	0.23	0.01	0.89	0.30
0.20	0.01	0.90	0.10	0.01	0.78	0.12	0.01	0.84	0.14	0.01	0.86	0.22	0.01	0.86	0.29
0.30	0.01	0.89	0.08	0.01	0.78	0.11	0.01	0.84	0.13	0.02	0.85	0.20	0.02	0.86	0.28
0.40	0.02	0.89	0.06	0.02	0.79	0.09	0.02	0.85	0.12	0.02	0.86	0.19	0.03	0.87	0.28
0.50	0.03	0.89	0.05	0.03	0.80	0.08	0.03	0.86	0.11	0.04	0.87	0.19	0.04	0.89	0.27
0.60	0.04	0.90	0.04	0.04	0.82	0.07	0.05	0.88	0.10	0.05	0.89	0.18	0.07	0.91	0.27
0.70	0.06	0.91	0.02	0.07	0.85	0.05	0.07	0.90	0.10	0.09	0.92	0.18	0.11	0.93	0.27
0.80	0.10	0.93	0.02	0.12	0.89	0.04	0.13	0.93	0.10	0.16	0.94	0.18	0.19	0.96	0.28
0.90	0.24	0.95	0.01	0.28	0.94	0.04	0.31	0.97	0.10	0.36	0.98	0.18	0.43	0.99	0.28
INDUSTRIA															
K	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)	v	(Ridge/RW)	(pred/obs)	v	(Ridge/RW)							

Tabla 7: Evaluación de proyecciones con Regresión Ridge, considerando el periodo 2004:01-2006:12

IPC															
κ	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	ECM	Var	v	ECM	Var									
	(Ridge/RW)	[pred/obs]													
0.10	0.01	1.12	0.17	0.00	1.21	0.22	0.00	0.87	0.38	0.01	0.88	0.75	0.00	1.18	0.82
0.20	0.01	1.07	0.11	0.01	1.16	0.17	0.01	0.90	0.35	0.01	0.87	0.67	0.01	1.14	0.76
0.30	0.02	1.05	0.08	0.01	1.13	0.14	0.01	0.93	0.32	0.02	0.88	0.62	0.02	1.14	0.72
0.40	0.02	1.03	0.06	0.02	1.11	0.11	0.02	0.96	0.30	0.03	0.91	0.58	0.03	1.17	0.68
0.50	0.03	1.02	0.04	0.03	1.09	0.10	0.03	0.98	0.28	0.04	0.94	0.54	0.04	1.18	0.66
0.60	0.05	1.01	0.03	0.04	1.08	0.08	0.05	1.00	0.26	0.06	0.98	0.52	0.06	1.19	0.65
0.70	0.08	1.01	0.02	0.07	1.06	0.07	0.08	1.02	0.25	0.10	1.00	0.51	0.09	1.18	0.65
0.80	0.14	1.01	0.02	0.13	1.05	0.07	0.15	1.03	0.25	0.17	1.02	0.51	0.16	1.14	0.65
0.90	0.32	1.01	0.01	0.30	1.03	0.07	0.36	1.04	0.25	0.39	1.03	0.51	0.36	1.08	0.67
IPCX															
κ	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	ECM	Var	v	ECM	Var									
	(Ridge/RW)	[pred/obs]													
0.10	0.01	0.90	0.18	0.01	1.13	0.39	0.01	1.01	0.55	0.01	0.99	0.77	0.01	1.05	0.80
0.20	0.01	0.89	0.13	0.01	1.08	0.31	0.01	0.98	0.50	0.02	0.93	0.69	0.02	1.02	0.74
0.30	0.02	0.89	0.09	0.02	1.04	0.27	0.03	0.96	0.48	0.03	0.92	0.66	0.03	1.01	0.71
0.40	0.03	0.89	0.07	0.03	1.00	0.24	0.04	0.94	0.46	0.04	0.91	0.64	0.04	1.01	0.70
0.50	0.04	0.90	0.05	0.05	0.98	0.22	0.06	0.93	0.46	0.07	0.91	0.63	0.06	1.01	0.69
0.60	0.06	0.91	0.04	0.07	0.95	0.21	0.09	0.92	0.46	0.10	0.92	0.64	0.09	1.00	0.70
0.70	0.10	0.92	0.03	0.12	0.94	0.20	0.15	0.92	0.47	0.15	0.92	0.65	0.14	0.98	0.71
0.80	0.18	0.94	0.03	0.21	0.93	0.21	0.26	0.92	0.49	0.26	0.92	0.66	0.24	0.97	0.73
0.90	0.43	0.95	0.03	0.49	0.93	0.22	0.59	0.92	0.50	0.58	0.92	0.68	0.54	0.95	0.75
IPCX1															
κ	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	ECM	Var	v	ECM	Var									
	(Ridge/RW)	[pred/obs]													
0.10	0.01	0.91	0.20	0.01	0.84	0.32	0.01	0.81	0.53	0.01	0.93	0.86	0.01	1.05	1.00
0.20	0.01	0.90	0.14	0.01	0.82	0.25	0.01	0.77	0.48	0.01	0.82	0.77	0.01	0.91	0.90
0.30	0.02	0.90	0.10	0.02	0.81	0.21	0.02	0.75	0.46	0.02	0.78	0.73	0.02	0.85	0.86
0.40	0.02	0.90	0.07	0.03	0.81	0.19	0.03	0.74	0.45	0.04	0.76	0.71	0.04	0.82	0.85
0.50	0.04	0.90	0.05	0.04	0.80	0.18	0.05	0.74	0.46	0.06	0.75	0.72	0.06	0.80	0.85
0.60	0.06	0.91	0.03	0.07	0.81	0.17	0.08	0.75	0.48	0.09	0.76	0.74	0.09	0.79	0.87
0.70	0.09	0.92	0.03	0.11	0.82	0.18	0.13	0.77	0.51	0.14	0.77	0.77	0.14	0.79	0.89
0.80	0.16	0.93	0.03	0.20	0.85	0.21	0.24	0.81	0.55	0.24	0.80	0.60	0.23	0.80	0.92
0.90	0.39	0.95	0.03	0.48	0.89	0.24	0.56	0.85	0.60	0.55	0.83	0.85	0.53	0.81	0.96
IPCX2															
κ	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	ECM	Var	v	ECM	Var									
	(Ridge/RW)	[pred/obs]													
0.10	0.01	0.94	0.17	0.01	0.84	0.23	0.01	0.98	0.44	0.01	1.16	0.68	0.01	1.36	0.79
0.20	0.01	0.94	0.11	0.01	0.86	0.19	0.01	0.95	0.39	0.01	1.07	0.60	0.01	1.26	0.72
0.30	0.02	0.93	0.08	0.02	0.86	0.16	0.02	0.92	0.36	0.02	1.01	0.56	0.02	1.19	0.68
0.40	0.02	0.94	0.06	0.02	0.87	0.14	0.03	0.91	0.35	0.03	0.98	0.54	0.03	1.13	0.66
0.50	0.03	0.94	0.04	0.04	0.88	0.13	0.05	0.89	0.35	0.05	0.95	0.53	0.05	1.09	0.66
0.60	0.05	0.94	0.03	0.06	0.89	0.12	0.07	0.88	0.35	0.08	0.93	0.54	0.07	1.05	0.67
0.70	0.08	0.95	0.02	0.09	0.90	0.12	0.11	0.88	0.36	0.12	0.92	0.55	0.12	1.01	0.68
0.80	0.15	0.96	0.02	0.17	0.92	0.13	0.20	0.89	0.38	0.21	0.92	0.57	0.20	0.98	0.70
0.90	0.36	0.97	0.02	0.41	0.94	0.14	0.47	0.91	0.40	0.48	0.92	0.59	0.46	0.95	0.73
IMACEC															
κ	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	ECM	Var	v	ECM	Var									
	(Ridge/RW)	[pred/obs]													
0.10	0.00	0.98	0.14	0.00	0.82	0.25	0.00	0.74	0.56	0.01	1.07	0.64	0.01	1.18	0.61
0.20	0.01	0.96	0.10	0.01	0.80	0.22	0.01	0.69	0.51	0.01	0.94	0.60	0.01	1.01	0.59
0.30	0.01	0.95	0.07	0.01	0.79	0.19	0.01	0.67	0.47	0.02	0.87	0.57	0.02	0.92	0.57
0.40	0.02	0.95	0.05	0.02	0.79	0.17	0.02	0.67	0.44	0.02	0.83	0.54	0.03	0.87	0.56
0.50	0.03	0.95	0.03	0.03	0.79	0.15	0.03	0.69	0.41	0.04	0.81	0.52	0.04	0.84	0.54
0.60	0.04	0.95	0.02	0.04	0.80	0.14	0.04	0.71	0.39	0.06	0.81	0.50	0.07	0.82	0.53
0.70	0.06	0.96	0.01	0.06	0.82	0.13	0.07	0.75	0.37	0.09	0.83	0.48	0.10	0.82	0.52
0.80	0.11	0.97	0.01	0.11	0.86	0.12	0.12	0.81	0.35	0.15	0.86	0.46	0.18	0.84	0.50
0.90	0.25	0.98	0.01	0.26	0.91	0.11	0.29	0.90	0.33	0.35	0.91	0.43	0.41	0.87	0.49
RESTO															
κ	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	ECM	Var	v	ECM	Var									
	(Ridge/RW)	[pred/obs]													
0.10	0.00	0.90	0.08	0.00	0.57	0.28	0.00	0.81	0.56	0.00	1.12	0.64	0.01	1.16	0.51
0.20	0.01	0.89	0.06	0.01	0.58	0.25	0.01	0.75	0.52	0.01	1.00	0.59	0.01	1.02	0.50
0.30	0.01	0.89	0.04	0.01	0.60	0.23	0.01	0.72	0.48	0.02	0.92	0.55	0.02	0.94	0.48
0.40	0.02	0.89	0.03	0.02	0.61	0.21	0.02	0.70	0.44	0.02	0.86	0.52	0.03	0.89	0.46
0.50	0.03	0.89	0.03	0.03	0.64	0.19	0.03	0.70	0.41	0.04	0.83	0.48	0.04	0.86	0.44
0.60	0.04	0.90	0.02	0.04	0.67	0.18	0.05	0.72	0.39	0.05	0.82	0.46	0.07	0.85	0.42
0.70	0.06	0.91	0.02	0.07	0.71	0.16	0.07	0.75	0.36	0.09	0.83	0.43	0.11	0.85	0.40

Tabla 8: Evaluación de proyecciones con Regresión Ridge, considerando el periodo 2007-01-2009-12

IPC															
κ	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	ECM	Var	v	ECM	Var									
0.10	0.01	0.79	0.25	0.00	0.93	0.14	0.00	1.00	0.05	0.01	0.98	0.02	0.00	0.90	0.01
0.20	0.01	0.80	0.21	0.01	0.93	0.13	0.01	0.99	0.05	0.01	0.99	0.02	0.01	0.91	0.01
0.30	0.02	0.82	0.17	0.01	0.93	0.11	0.01	0.98	0.04	0.02	0.99	0.02	0.02	0.92	0.01
0.40	0.02	0.83	0.13	0.02	0.93	0.09	0.02	0.98	0.03	0.03	0.99	0.02	0.03	0.93	0.01
0.50	0.03	0.85	0.10	0.03	0.94	0.07	0.03	0.98	0.03	0.04	1.00	0.02	0.04	0.95	0.01
0.60	0.05	0.87	0.07	0.04	0.95	0.05	0.05	0.99	0.02	0.06	1.00	0.02	0.06	0.96	0.01
0.70	0.08	0.90	0.04	0.07	0.96	0.03	0.08	0.99	0.02	0.10	1.00	0.02	0.09	0.98	0.01
0.80	0.14	0.93	0.02	0.13	0.97	0.02	0.15	0.99	0.01	0.17	1.00	0.02	0.16	0.99	0.01
0.90	0.32	0.96	0.01	0.30	0.99	0.01	0.36	1.00	0.01	0.39	1.01	0.01	0.36	1.00	0.01
IPCX															
κ	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	ECM	Var	v	ECM	Var									
0.10	0.01	0.59	0.29	0.01	0.63	0.21	0.01	0.83	0.07	0.01	0.91	0.03	0.01	0.89	0.01
0.20	0.01	0.61	0.24	0.01	0.65	0.18	0.01	0.85	0.07	0.02	0.94	0.03	0.02	0.91	0.01
0.30	0.02	0.64	0.20	0.02	0.68	0.15	0.03	0.87	0.05	0.03	0.96	0.03	0.03	0.93	0.01
0.40	0.03	0.67	0.15	0.03	0.72	0.11	0.04	0.90	0.04	0.04	0.98	0.03	0.04	0.95	0.01
0.50	0.04	0.71	0.11	0.05	0.76	0.08	0.06	0.92	0.03	0.07	0.99	0.03	0.06	0.97	0.01
0.60	0.06	0.75	0.07	0.07	0.81	0.06	0.09	0.94	0.03	0.10	1.00	0.02	0.09	0.98	0.01
0.70	0.10	0.81	0.04	0.12	0.86	0.03	0.15	0.97	0.02	0.15	1.01	0.02	0.14	0.99	0.01
0.80	0.18	0.87	0.02	0.21	0.92	0.02	0.26	0.99	0.02	0.26	1.01	0.02	0.24	1.01	0.01
0.90	0.43	0.94	0.01	0.49	0.97	0.01	0.59	1.00	0.02	0.58	1.02	0.02	0.54	1.02	0.01
IPCX1															
κ	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	ECM	Var	v	ECM	Var									
0.10	0.01	0.64	0.22	0.01	0.68	0.17	0.01	0.87	0.09	0.01	0.91	0.06	0.01	0.89	0.01
0.20	0.01	0.66	0.19	0.01	0.70	0.17	0.01	0.88	0.09	0.01	0.94	0.06	0.01	0.90	0.02
0.30	0.02	0.68	0.16	0.02	0.72	0.15	0.02	0.89	0.09	0.02	0.96	0.06	0.02	0.92	0.03
0.40	0.02	0.71	0.13	0.03	0.75	0.12	0.03	0.91	0.07	0.04	0.97	0.06	0.04	0.94	0.03
0.50	0.04	0.75	0.10	0.04	0.78	0.09	0.05	0.92	0.06	0.06	0.98	0.05	0.06	0.96	0.03
0.60	0.06	0.78	0.07	0.07	0.82	0.06	0.08	0.94	0.05	0.09	0.99	0.04	0.09	0.97	0.03
0.70	0.09	0.83	0.04	0.11	0.87	0.04	0.13	0.96	0.04	0.14	1.00	0.04	0.14	0.99	0.02
0.80	0.16	0.88	0.02	0.20	0.92	0.03	0.24	0.98	0.03	0.24	1.00	0.03	0.23	1.00	0.02
0.90	0.39	0.94	0.01	0.48	0.96	0.02	0.56	1.00	0.02	0.55	1.01	0.03	0.53	1.01	0.02
IPCX2															
κ	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	ECM	Var	v	ECM	Var									
0.10	0.01	0.65	0.26	0.01	0.64	0.23	0.01	0.79	0.14	0.01	0.85	0.09	0.01	0.86	0.03
0.20	0.01	0.66	0.22	0.01	0.65	0.23	0.01	0.80	0.15	0.01	0.87	0.10	0.01	0.86	0.04
0.30	0.02	0.68	0.19	0.02	0.67	0.20	0.02	0.81	0.14	0.02	0.89	0.10	0.02	0.88	0.05
0.40	0.02	0.70	0.15	0.02	0.70	0.17	0.03	0.83	0.12	0.03	0.90	0.09	0.03	0.90	0.05
0.50	0.03	0.73	0.12	0.04	0.73	0.13	0.05	0.86	0.10	0.05	0.92	0.08	0.05	0.92	0.05
0.60	0.05	0.76	0.09	0.06	0.78	0.09	0.07	0.88	0.08	0.08	0.94	0.07	0.07	0.94	0.05
0.70	0.08	0.81	0.05	0.09	0.82	0.06	0.11	0.91	0.06	0.12	0.96	0.06	0.12	0.96	0.05
0.80	0.15	0.86	0.03	0.17	0.88	0.04	0.20	0.94	0.05	0.21	0.97	0.06	0.20	0.97	0.04
0.90	0.36	0.92	0.02	0.41	0.94	0.03	0.47	0.97	0.04	0.48	0.99	0.05	0.46	0.99	0.04
IMACEC															
κ	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	ECM	Var	v	ECM	Var									
0.10	0.00	1.08	0.13	0.00	0.93	0.07	0.00	0.94	0.04	0.01	0.89	0.02	0.01	0.88	0.01
0.20	0.01	1.05	0.09	0.01	0.92	0.06	0.01	0.95	0.03	0.01	0.89	0.02	0.01	0.87	0.01
0.30	0.01	1.02	0.07	0.01	0.91	0.05	0.01	0.95	0.03	0.02	0.91	0.02	0.02	0.89	0.01
0.40	0.02	1.00	0.05	0.02	0.91	0.04	0.02	0.96	0.02	0.02	0.92	0.01	0.03	0.91	0.00
0.50	0.03	0.99	0.04	0.03	0.91	0.03	0.03	0.96	0.01	0.04	0.94	0.01	0.04	0.94	0.00
0.60	0.04	0.98	0.03	0.04	0.92	0.02	0.04	0.97	0.01	0.06	0.96	0.01	0.07	0.96	0.00
0.70	0.06	0.97	0.03	0.07	0.99	0.03	0.07	0.95	0.01	0.09	0.94	0.01	0.11	0.96	0.00
0.80	0.11	0.97	0.01	0.11	0.95	0.01	0.13	0.97	0.01	0.16	0.98	0.00	0.19	0.99	0.00
0.90	0.25	0.98	0.00	0.26	0.98	0.00	0.29	1.01	0.00	0.35	1.03	0.00	0.41	1.04	0.00
RESTO															
κ	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	ECM	Var	v	ECM	Var									
0.10	0.00	0.93	0.13	0.00	0.90	0.09	0.01	0.87	0.05	0.00	0.80	0.03	0.01	0.86	0.01
0.20	0.01	0.90	0.12	0.01	0.97	0.05	0.01	0.87	0.04	0.01	0.83	0.02	0.02	0.87	0.01
0.30	0.01	0.95	0.07	0.01	0.89	0.06	0.02	0.88	0.03	0.02	0.86	0.02	0.03	0.89	0.01
0.40	0.02	0.95	0.05	0.02	0.89	0.05	0.02	0.89	0.02	0.03	0.88	0.01	0.04	0.91	0.00
0.50	0.03	0.95	0.04	0.03	0.90	0.04	0.04	0.90	0.01	0.05	0.91	0.01	0.06	0.93	0.00
0.60	0.04	0.95	0.03	0.04	0.91	0.03	0.06	0.92	0.01	0.07	0.93	0.01	0.09	0.96	0.00
0.70	0.06	0.96	0.02	0.07	0.92	0.02	0.09	0.94	0.01	0.12	0.96	0.00	0.13	0.98	0.00
0.80	0.10	0.97	0.01	0.12	0.94	0.01	0.16	0.96	0.00	0.20	0.98	0.00	0.22	1.00	0.00
0.90	0.24	0.98	0.00	0.27	0.97	0.01	0.31	1.00	0.01	0.36	1.01	0.00	0.49	1.02	0.01
INDUSTRIA															
κ	h = 1			h = 3			h = 6			h = 9			h = 12		
	v	ECM	Var	v	ECM	Var	v</th								

Tabla 9: Evaluación de proyecciones con Regresión LASSO

IPC										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	0.89	0.02	1.01	0.03	0.99	0.05	0.97	0.09	1.00	0.14
10	0.71	0.15	0.95	0.05	1.06	0.11	0.92	0.14	0.96	0.17
20	0.67	0.23	0.94	0.08	1.23	0.16	0.95	0.15	0.90	0.17
30	0.71	0.27	1.00	0.15	1.33	0.20	1.03	0.17	0.90	0.19
40	0.74	0.32	1.05	0.19	1.37	0.23	1.08	0.19	0.93	0.20
50	0.80	0.35	1.10	0.22	1.40	0.27	1.12	0.20	0.97	0.21
60	0.90	0.40	1.16	0.23	1.38	0.29	1.11	0.19	1.02	0.22
IPCX										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	0.95	0.02	0.98	0.04	0.98	0.07	0.95	0.09	0.96	0.12
10	0.79	0.10	0.76	0.11	0.78	0.15	0.80	0.13	0.82	0.16
20	0.70	0.17	0.75	0.21	0.83	0.20	0.86	0.15	0.79	0.16
30	0.67	0.24	0.80	0.24	0.90	0.23	0.95	0.16	0.78	0.16
40	0.69	0.27	0.86	0.27	0.96	0.22	1.01	0.17	0.84	0.17
50	0.71	0.32	0.91	0.27	0.99	0.21	1.06	0.17	0.92	0.17
60	0.75	0.36	0.95	0.26	1.05	0.19	1.09	0.18	1.03	0.17
IPCX1										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	0.96	0.02	0.87	0.04	0.92	0.08	0.94	0.10	0.98	0.12
10	0.82	0.12	0.75	0.15	0.77	0.13	0.78	0.14	0.88	0.16
20	0.79	0.20	0.73	0.24	0.77	0.16	0.78	0.15	0.86	0.16
30	0.80	0.27	0.74	0.33	0.79	0.18	0.80	0.15	0.87	0.17
40	0.84	0.34	0.75	0.36	0.81	0.19	0.86	0.15	0.91	0.18
50	0.92	0.41	0.73	0.35	0.81	0.18	0.96	0.14	0.97	0.19
60	0.98	0.45	0.73	0.31	0.87	0.18	1.06	0.14	1.08	0.20
IPCX2										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	0.97	0.03	0.88	0.05	0.93	0.07	0.94	0.09	0.99	0.10
10	0.79	0.10	0.72	0.16	0.74	0.14	0.77	0.12	0.86	0.13
20	0.66	0.23	0.66	0.23	0.70	0.18	0.76	0.14	0.87	0.13
30	0.64	0.31	0.64	0.30	0.70	0.21	0.80	0.14	0.91	0.14
40	0.65	0.35	0.63	0.36	0.71	0.22	0.86	0.15	0.98	0.14
50	0.67	0.39	0.64	0.38	0.74	0.22	0.95	0.15	1.05	0.15
60	0.68	0.41	0.68	0.37	0.81	0.20	1.08	0.15	1.14	0.17
IMACEC										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	1.01	0.01	1.01	0.03	1.01	0.09	1.04	0.18	1.04	0.29
10	0.99	0.02	0.96	0.06	1.00	0.11	1.06	0.21	1.15	0.36
20	1.01	0.05	1.01	0.10	0.98	0.13	1.04	0.22	1.16	0.39
30	1.08	0.09	1.05	0.15	0.96	0.16	1.03	0.23	1.15	0.40
40	1.13	0.15	1.08	0.20	0.98	0.19	1.04	0.25	1.16	0.40
50	1.17	0.22	1.11	0.23	1.02	0.23	1.11	0.30	1.19	0.41
60	1.27	0.29	1.14	0.24	1.09	0.28	1.18	0.34	1.35	0.50
RESTO										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	1.00	0.01	0.91	0.04	0.97	0.10	1.02	0.19	1.04	0.29
10	0.97	0.04	0.82	0.08	0.87	0.13	0.95	0.25	1.07	0.36
20	0.98	0.08	0.84	0.10	0.85	0.17	0.93	0.28	1.07	0.37
30	1.01	0.11	0.88	0.12	0.85	0.19	0.96	0.30	1.08	0.38
40	1.02	0.14	0.97	0.14	0.87	0.22	1.01	0.32	1.08	0.38
50	1.05	0.17	1.07	0.16	0.89	0.24	1.05	0.33	1.12	0.38
60	1.11	0.22	1.17	0.19	0.97	0.28	1.13	0.35	1.21	0.42
INDUSTRIA										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	1.01	0.00	0.99	0.01	1.00	0.03	1.01	0.06	1.01	0.10
10	1.00	0.02	1.03	0.03	1.06	0.04	1.04	0.09	1.02	0.13
20	0.98	0.07	1.05	0.07	1.04	0.06	0.96	0.10	1.04	0.16
30	0.99	0.13	1.08	0.10	1.03	0.07	0.89	0.12	1.04	0.19
40	1.02	0.23	1.11	0.13	1.05	0.10	0.86	0.14	1.05	0.21
50	1.11	0.33	1.16	0.16	1.09	0.13	0.87	0.17	1.08	0.24
60	1.25	0.47	1.27	0.20	1.09	0.16	0.87	0.22	1.10	0.25
COMERCIO										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	1.00	0.01	0.98	0.03	1.00	0.07	1.03	0.15	1.03	0.23
10	1.00	0.04	0.95	0.05	1.03	0.12	1.03	0.17	1.08	0.29
20	1.04	0.09	1.03	0.12	1.11	0.16	1.06	0.21	1.07	0.30
30	1.08	0.14	1.10	0.17	1.14	0.19	1.09	0.25	1.02	0.29
40	1.14	0.20	1.18	0.21	1.17	0.20	1.13	0.29	1.00	0.28
50	1.25	0.29	1.27	0.26	1.19	0.21	1.13	0.28	1.01	0.28
60	1.38	0.40	1.36	0.32	1.17	0.21	1.14	0.27	1.03	0.28

Tabla 10: Evaluación de proyecciones con Regresión LASSO, considerando el periodo 2004:01-2006:12

IPC										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	1.00	0.02	1.01	0.07	1.07	0.26	1.05	0.53	1.15	0.72
10	0.94	0.09	1.08	0.09	1.14	0.37	1.09	0.81	1.14	0.82
20	0.96	0.15	1.05	0.12	1.17	0.46	1.47	1.02	1.17	0.97
30	0.96	0.19	1.07	0.17	1.20	0.48	1.49	1.10	1.27	1.10
40	1.05	0.25	1.15	0.24	1.21	0.51	1.45	1.12	1.20	1.09
50	1.20	0.31	1.24	0.29	1.19	0.53	1.36	1.11	1.17	1.06
60	1.30	0.38	1.33	0.34	1.20	0.53	1.21	1.07	1.39	1.05
IPCX										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	0.98	0.04	0.97	0.27	1.21	0.64	1.08	0.75	1.05	0.80
10	1.00	0.09	0.94	0.33	1.51	0.90	1.53	1.08	1.50	1.03
20	1.05	0.13	1.04	0.40	1.67	0.97	1.94	1.27	1.53	1.08
30	1.14	0.20	1.21	0.49	1.69	0.97	2.10	1.36	1.49	1.11
40	1.23	0.25	1.36	0.57	1.62	0.95	2.20	1.42	1.53	1.12
50	1.33	0.33	1.45	0.61	1.52	0.91	2.16	1.42	1.56	1.13
60	1.48	0.49	1.47	0.68	1.45	0.90	2.22	1.46	1.72	1.18
IPCX1										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	0.91	0.04	0.74	0.24	1.32	0.87	1.26	1.14	1.06	1.10
10	0.78	0.15	0.41	0.52	1.20	0.83	1.90	1.39	2.15	1.52
20	0.80	0.24	0.42	0.68	1.06	0.84	1.89	1.42	2.26	1.57
30	0.90	0.39	0.50	0.79	0.93	0.84	1.84	1.41	2.29	1.58
40	1.02	0.55	0.57	0.87	0.80	0.83	1.91	1.45	2.25	1.57
50	1.16	0.69	0.63	0.93	0.74	0.84	2.00	1.52	2.31	1.61
60	1.29	0.75	0.62	0.96	0.81	0.92	2.07	1.60	2.52	1.68
IPCX2										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	0.99	0.04	0.78	0.19	1.16	0.56	1.09	0.77	1.11	0.81
10	0.86	0.09	0.50	0.39	1.35	0.69	1.49	0.90	1.84	1.01
20	0.75	0.18	0.44	0.46	1.27	0.73	1.58	0.95	2.06	1.13
30	0.77	0.26	0.44	0.55	1.13	0.76	1.62	0.98	2.17	1.20
40	0.83	0.35	0.45	0.57	1.01	0.84	1.63	1.00	2.14	1.22
50	0.88	0.42	0.47	0.57	0.99	0.92	1.67	1.06	2.20	1.28
60	0.92	0.45	0.46	0.52	1.00	0.97	1.86	1.19	2.38	1.37
IMACEC										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	1.00	0.01	0.93	0.12	0.96	0.32	1.05	0.42	0.99	0.49
10	1.04	0.03	0.79	0.19	0.90	0.45	1.36	0.60	1.67	0.66
20	1.05	0.06	0.81	0.31	0.88	0.56	1.38	0.67	1.97	0.74
30	1.10	0.09	0.88	0.46	0.92	0.65	1.36	0.69	2.13	0.78
40	1.12	0.15	0.94	0.61	0.97	0.72	1.31	0.72	2.16	0.77
50	1.11	0.24	1.00	0.71	1.11	0.82	1.50	0.86	2.21	0.75
60	1.12	0.30	1.01	0.74	1.34	0.95	1.68	0.97	2.68	0.81
RESTO										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	1.00	0.01	0.72	0.14	0.86	0.35	0.99	0.39	0.99	0.36
10	0.94	0.04	0.66	0.21	0.79	0.49	1.21	0.63	1.49	0.56
20	0.96	0.09	0.66	0.29	0.87	0.60	1.37	0.72	1.66	0.60
30	0.97	0.11	0.68	0.36	0.95	0.68	1.47	0.77	1.74	0.61
40	0.98	0.12	0.75	0.45	1.02	0.76	1.57	0.79	1.73	0.60
50	0.99	0.14	0.83	0.51	1.09	0.80	1.69	0.82	1.79	0.59
60	1.08	0.20	0.86	0.51	1.25	0.83	1.94	0.88	2.05	0.62
INDUSTRIA										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	1.00	0.00	0.96	0.02	0.95	0.08	0.95	0.19	0.90	0.26
10	1.02	0.02	1.04	0.04	1.10	0.13	1.39	0.30	1.34	0.26
20	1.05	0.05	1.05	0.10	1.06	0.17	1.56	0.36	1.54	0.36
30	1.08	0.09	1.07	0.16	1.05	0.22	1.60	0.41	1.61	0.45
40	1.13	0.17	1.14	0.21	1.03	0.27	1.62	0.46	1.67	0.52
50	1.20	0.26	1.21	0.23	1.03	0.37	1.67	0.51	1.73	0.58
60	1.31	0.36	1.34	0.27	1.05	0.46	1.79	0.56	1.63	0.61
COMERCIO										
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
1	1.01	0.01	0.89	0.05	0.81	0.17	0.98	0.28	0.93	0.30
10	1.03	0.04	0.89	0.13	0.75	0.25	0.91	0.45	1.26	0.48
20	1.08	0.09	1.01	0.27	0.79	0.31	0.89	0.50	1.30	0.57
30	1.14	0.14	1.12	0.37	0.84	0.38	0.87	0.53	1.22	0.56
40	1.23	0.19	1.23	0.45	0.87	0.40	0.87	0.57	1.19	0.52
50	1.36	0.28	1.31	0.52	0.98	0.46	0.90	0.61	1.22	0.49
60	1.49	0.37	1.39	0.61	1.06	0.52	1.03	0.64	1.29	0.46

Tabla 11: Evaluación de proyecciones con Regresión LASSO, considerando el periodo 2007:01-2009:12

IPC											
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)									
1	0.86	0.02	1.01	0.01	0.99	0.01	0.96	0.01	1.00	0.01	
10	0.64	0.16	0.92	0.04	1.05	0.05	0.91	0.03	0.95	0.02	
20	0.59	0.25	0.92	0.07	1.23	0.10	0.93	0.03	0.89	0.02	
30	0.65	0.28	0.99	0.14	1.34	0.15	1.01	0.04	0.89	0.04	
40	0.66	0.32	1.03	0.17	1.38	0.18	1.06	0.07	0.92	0.06	
50	0.70	0.34	1.07	0.20	1.42	0.23	1.11	0.08	0.96	0.09	
60	0.79	0.36	1.12	0.20	1.40	0.25	1.10	0.07	1.01	0.10	
IPCX											
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)									
1	0.95	0.01	0.98	0.01	0.97	0.01	0.95	0.01	0.96	0.01	
10	0.75	0.09	0.75	0.08	0.75	0.07	0.78	0.01	0.80	0.00	
20	0.65	0.16	0.73	0.17	0.79	0.12	0.82	0.02	0.77	0.01	
30	0.60	0.23	0.77	0.20	0.87	0.14	0.91	0.03	0.76	0.04	
40	0.59	0.26	0.82	0.22	0.93	0.13	0.97	0.04	0.82	0.05	
50	0.61	0.30	0.87	0.22	0.97	0.12	1.02	0.05	0.90	0.06	
60	0.63	0.31	0.91	0.19	1.04	0.11	1.05	0.05	1.01	0.06	
IPCX1											
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)									
1	0.97	0.01	0.88	0.02	0.89	0.01	0.92	0.01	0.98	0.01	
10	0.82	0.10	0.78	0.10	0.75	0.05	0.72	0.03	0.84	0.01	
20	0.79	0.18	0.76	0.18	0.75	0.08	0.72	0.03	0.81	0.02	
30	0.78	0.24	0.76	0.25	0.78	0.09	0.76	0.04	0.82	0.05	
40	0.81	0.28	0.76	0.26	0.81	0.10	0.81	0.03	0.87	0.08	
50	0.88	0.33	0.74	0.23	0.82	0.10	0.91	0.03	0.93	0.09	
60	0.93	0.36	0.74	0.18	0.87	0.10	1.01	0.04	1.03	0.10	
IPCX2											
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)									
1	0.97	0.01	0.89	0.03	0.92	0.02	0.94	0.02	0.98	0.02	
10	0.78	0.09	0.75	0.12	0.70	0.07	0.74	0.03	0.84	0.02	
20	0.64	0.21	0.69	0.18	0.66	0.11	0.72	0.05	0.83	0.02	
30	0.62	0.29	0.66	0.24	0.67	0.14	0.76	0.05	0.88	0.06	
40	0.62	0.32	0.65	0.27	0.69	0.15	0.82	0.06	0.95	0.08	
50	0.62	0.35	0.66	0.29	0.73	0.14	0.92	0.07	1.02	0.09	
60	0.64	0.35	0.70	0.28	0.79	0.13	1.04	0.08	1.11	0.12	
IMACEC											
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)									
1	1.01	0.00	1.04	0.01	1.02	0.00	1.04	0.00	1.06	0.02	
10	0.96	0.02	1.02	0.02	1.02	0.02	1.00	0.01	1.04	0.02	
20	0.99	0.05	1.08	0.04	1.00	0.03	0.96	0.03	0.99	0.02	
30	1.06	0.10	1.11	0.07	0.97	0.04	0.96	0.05	0.95	0.03	
40	1.13	0.16	1.12	0.09	0.98	0.07	0.99	0.07	0.95	0.04	
50	1.22	0.22	1.15	0.10	1.00	0.09	1.03	0.08	0.98	0.05	
60	1.39	0.29	1.18	0.11	1.03	0.12	1.07	0.09	1.07	0.09	
RESTO											
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)									
1	1.00	0.01	0.98	0.01	1.01	0.00	1.03	0.01	1.05	0.01	
10	0.99	0.04	0.87	0.04	0.90	0.03	0.87	0.02	0.92	0.01	
20	1.00	0.09	0.90	0.05	0.84	0.05	0.78	0.06	0.86	0.02	
30	1.04	0.13	0.95	0.05	0.82	0.07	0.79	0.07	0.85	0.02	
40	1.05	0.15	1.06	0.06	0.82	0.08	0.83	0.09	0.84	0.03	
50	1.08	0.20	1.15	0.08	0.82	0.10	0.84	0.08	0.87	0.04	
60	1.13	0.24	1.28	0.11	0.89	0.12	0.86	0.08	0.92	0.04	
INDUSTRIA											
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)									
1	1.02	0.00	1.01	0.01	1.02	0.00	1.02	0.00	1.03	0.00	
10	0.99	0.02	1.03	0.03	1.04	0.01	0.97	0.01	0.96	0.02	
20	0.93	0.09	1.05	0.06	1.04	0.03	0.84	0.03	0.95	0.03	
30	0.93	0.17	1.08	0.08	1.03	0.04	0.75	0.06	0.94	0.04	
40	0.95	0.27	1.10	0.11	1.06	0.06	0.71	0.09	0.94	0.05	
50	1.05	0.38	1.13	0.14	1.11	0.08	0.71	0.11	0.97	0.07	
60	1.22	0.56	1.24	0.18	1.10	0.09	0.70	0.18	1.01	0.08	
COMERCIO											
k	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12		
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)									
1	0.98	0.00	1.03	0.01	1.07	0.02	1.06	0.01	1.07	0.02	
10	0.95	0.04	0.97	0.02	1.13	0.09	1.08	0.05	1.00	0.02	
20	0.99	0.10	1.04	0.05	1.22	0.13	1.12	0.11	0.96	0.02	
30	1.01	0.15	1.09	0.08	1.25	0.15	1.17	0.16	0.93	0.02	
40	1.03	0.22	1.15	0.11	1.28	0.16	1.23	0.20	0.92	0.03	
50	1.10	0.32	1.24	0.15	1.26	0.15	1.21	0.17	0.91	0.03	
60	1.22	0.45	1.35	0.20	1.21	0.12	1.19	0.13	0.92	0.05	

Tabla 12: Resumen con los menores ECM relativo
Regresión Componentes Principales

Series	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)								
IPC	1.13	0.18	1.32	0.51	0.89	0.71	1.26	0.45	0.94	0.39
IPCX	0.77	0.80	0.73	0.77	0.67	0.64	0.80	0.58	0.74	0.31
IPCX1	0.80	0.95	0.67	0.75	0.92	0.58	0.88	0.47	0.72	0.37
IPCX2	0.86	0.66	0.70	0.91	0.79	0.75	0.77	0.47	0.68	0.37
IMACEC	0.96	0.09	0.97	0.38	1.03	0.35	0.85	0.49	0.49	0.50
RESTO	0.89	0.15	0.94	0.49	0.93	0.55	0.85	0.63	0.55	0.58
INDUSTRIA	0.98	0.07	1.04	0.32	0.91	0.26	0.77	0.28	0.67	0.32
COMERCIO	0.97	0.08	1.03	0.33	0.97	0.36	1.13	0.51	0.67	0.36

Regresión LASSO

Series	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
IPC	0.67	0.23	0.94	0.08	0.99	0.05	0.92	0.14	0.90	0.19
IPCX	0.67	0.24	0.75	0.21	0.78	0.15	0.80	0.13	0.78	0.16
IPCX1	0.79	0.20	0.73	0.31	0.77	0.16	0.78	0.14	0.86	0.16
IPCX2	0.64	0.31	0.63	0.36	0.70	0.21	0.76	0.14	0.86	0.13
IMACEC	0.99	0.02	0.96	0.06	0.96	0.16	1.03	0.23	1.04	0.29
RESTO	0.97	0.04	0.82	0.08	0.85	0.17	0.93	0.28	1.04	0.29
INDUSTRIA	0.98	0.07	0.99	0.01	1.00	0.03	0.86	0.14	1.01	0.10
COMERCIO	1.00	0.01	0.95	0.05	1.00	0.07	1.03	0.17	1.00	0.28

Regresión RIDGE

Series	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Ridge/RW)	Var (pred/obs)								
IPC	0.87	0.15	0.96	0.10	0.98	0.09	0.99	0.12	0.93	0.14
IPCX	0.67	0.20	0.70	0.19	0.88	0.13	0.96	0.13	0.93	0.14
IPCX1	0.72	0.18	0.73	0.20	0.88	0.16	0.95	0.15	0.92	0.14
IPCX2	0.72	0.21	0.69	0.23	0.82	0.20	0.89	0.17	0.89	0.14
IMACEC	0.97	0.02	0.88	0.07	0.90	0.11	0.90	0.18	0.90	0.29
RESTO	0.89	0.06	0.78	0.11	0.84	0.13	0.85	0.20	0.86	0.28
INDUSTRIA	0.97	0.02	0.94	0.04	0.88	0.05	0.88	0.07	0.93	0.10
COMERCIO	0.97	0.03	0.92	0.05	0.96	0.07	0.94	0.14	0.88	0.20

Tabla 13: Resumen con los menores ECM relativo, considerando el periodo 2004:01-2006:12

Regresión componentes principales

Series	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)								
IPC	1.05	0.02	1.14	0.06	0.95	0.63	1.22	1.14	0.99	1.15
IPCX	1.01	0.04	1.18	0.18	1.23	0.80	0.79	1.05	0.50	0.95
IPCX1	1.03	0.06	1.01	0.21	0.86	0.32	0.73	0.82	0.64	0.81
IPCX2	0.99	0.04	0.94	0.12	0.91	0.24	1.14	0.73	1.16	0.67
IMACEC	0.97	0.01	0.74	0.19	0.52	0.86	0.41	0.66	0.34	0.76
RESTO	0.89	0.03	0.55	0.24	0.37	0.48	0.35	0.59	0.38	0.62
INDUSTRIA	0.98	0.00	0.95	0.03	0.81	0.30	0.73	0.30	0.82	0.38
COMERCIO	0.99	0.01	0.79	0.11	0.46	0.32	0.21	0.55	0.17	0.62

Regresión LASSO

Series	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
IPC	0.94	0.09	1.01	0.07	1.07	0.26	1.05	0.53	1.14	0.82
IPCX	0.98	0.04	0.94	0.33	1.21	0.64	1.08	0.75	1.05	0.80
IPCX1	0.78	0.15	0.41	0.52	0.74	0.84	1.26	1.14	1.06	1.10
IPCX2	0.75	0.18	0.44	0.55	0.99	0.92	1.09	0.77	1.11	0.81
IMACEC	1.00	0.01	0.79	0.19	0.88	0.56	1.05	0.42	0.99	0.49
RESTO	0.94	0.04	0.66	0.21	0.79	0.49	0.99	0.39	0.99	0.36
INDUSTRIA	1.00	0.00	0.96	0.02	0.95	0.08	0.95	0.19	0.90	0.26
COMERCIO	1.01	0.01	0.89	0.05	0.75	0.25	0.87	0.53	0.93	0.30

Regresión RIDGE

Series	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Ridge/RW)	Var (pred/obs)								
IPC	1.01	0.01	1.03	0.07	0.93	0.32	0.88	0.62	1.08	0.67
IPCX	0.89	0.09	0.93	0.21	0.92	0.49	0.91	0.64	0.95	0.75
IPCX1	0.90	0.10	0.80	0.18	0.74	0.45	0.75	0.72	0.79	0.89
IPCX2	0.93	0.08	0.86	0.16	0.88	0.36	0.92	0.57	0.95	0.73
IMACEC	0.95	0.03	0.79	0.17	0.67	0.44	0.81	0.50	0.82	0.53
RESTO	0.89	0.04	0.60	0.23	0.70	0.41	0.82	0.46	0.85	0.42
INDUSTRIA	0.99	0.00	0.98	0.02	0.88	0.12	0.88	0.20	0.86	0.26
COMERCIO	0.99	0.00	0.84	0.07	0.76	0.23	0.69	0.36	0.70	0.32

Tabla 14: Resumen con los menores ECM, considerando el periodo 2007:01-2009.12

Regresión componentes principales

Series	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (PC/RW)	Var (pred/obs)								
IPC	1.15	0.21	1.32	0.60	0.84	0.74	1.23	0.70	0.90	0.27
IPCX	0.70	0.89	0.67	0.82	0.63	0.78	0.71	0.56	0.72	0.20
IPCX1	0.69	1.00	0.61	0.75	0.92	0.41	0.77	0.49	0.66	0.35
IPCX2	0.80	0.82	0.63	1.05	0.75	0.66	0.70	0.51	0.60	0.42
IMACEC	0.94	0.11	1.05	0.39	1.14	0.19	0.87	0.38	0.39	0.33
RESTO	0.88	0.19	1.08	0.51	0.94	0.45	0.85	0.55	0.33	0.52
INDUSTRIA	0.98	0.08	1.04	0.33	0.94	0.22	0.69	0.26	0.40	0.54
COMERCIO	0.95	0.12	1.16	0.38	0.92	0.24	1.48	0.55	0.70	0.24

Regresión LASSO

Series	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Lasso/RW)	Var (pred/obs)								
IPC	0.59	0.25	0.92	0.07	0.99	0.01	0.91	0.03	0.89	0.04
IPCX	0.59	0.26	0.73	0.17	0.75	0.07	0.78	0.01	0.76	0.04
IPCX1	0.78	0.24	0.74	0.18	0.75	0.05	0.72	0.03	0.81	0.02
IPCX2	0.62	0.32	0.65	0.27	0.66	0.11	0.72	0.05	0.83	0.02
IMACEC	0.96	0.02	1.02	0.02	0.97	0.04	0.96	0.03	0.95	0.04
RESTO	0.99	0.04	0.87	0.04	0.82	0.08	0.78	0.06	0.84	0.03
INDUSTRIA	0.93	0.17	1.01	0.01	1.02	0.00	0.70	0.18	0.94	0.05
COMERCIO	0.95	0.04	0.97	0.02	1.07	0.02	1.06	0.01	0.91	0.03

Regresión RIDGE

Series	h = 1		h = 3		h = 6		h = 9		h = 12	
	ECM (Ridge/RW)	Var (pred/obs)								
IPC	0.82	0.17	0.93	0.11	0.98	0.03	0.99	0.02	0.92	0.01
IPCX	0.64	0.20	0.68	0.15	0.87	0.05	0.96	0.03	0.93	0.01
IPCX1	0.68	0.16	0.72	0.15	0.89	0.09	0.96	0.06	0.92	0.03
IPCX2	0.68	0.19	0.67	0.20	0.81	0.14	0.89	0.10	0.88	0.05
IMACEC	0.97	0.02	0.91	0.04	0.95	0.03	0.91	0.02	0.89	0.01
RESTO	0.89	0.06	0.85	0.07	0.88	0.03	0.83	0.03	0.83	0.01
INDUSTRIA	0.95	0.04	0.89	0.06	0.88	0.03	0.86	0.02	0.89	0.01
COMERCIO	0.90	0.09	0.96	0.03	1.03	0.01	1.03	0.02	0.94	0.00

ANEXO: Descripción de datos

Variable	Nombre	Fuente	Variable	Nombre	Fuente
IMACEC	Indicador mensual de actividad económica	BCCh	INDUSTRIA	IMACEC Industria	BCCh
IPC	Índice de precios al consumidor	INE	EGA	IMACEC Electricidad, gas y agua (EGA)	BCCh
IPCX1	IPCX menos tarifas reguladas	INE	MINERIA	IMACEC Minería	BCCh
TPM	Tasa de política monetaria	BCCh	PESCA	IMACEC Pesca	BCCh
TCR	Tipo de cambio real base 1986=100	BCCh	CONSTRUCCION	IMACEC Construcción	BCCh
BALTIC	Baltic dry index	Bloomberg	COMERCIO	IMACEC Comercio	BCCh
IPE	Índice de precios externos	BCCh	TRANSPORTE	IMACEC Transporte y comunicaciones	BCCh
SPREAD	Premio por riesgo corporativo (Chile)	JPMorgan	SERVICIOS	IMACEC Servicios	BCCh
FEDFUND	Fed fund efectiva	FRED	PUBLICO	IMACEC Servicios públicos	BCCh
PETROLEO	Petróleo WTI	Bloomberg	IVA	IMACEC IVA	BCCh
COBRE	Cobre LME	Bloomberg	SERVFINAN	IMACEC Servicios financieros	BCCh
TASA 30 89	Tasa de colocaciones nominal promedio sistema financiero de 30 a 89 días	BCCh	BANCARIO	IMACEC Imputaciones bancarias	BCCh
TASA REAL 90 1	Tasa de colocaciones real promedio sistema financiero de 90 días a 1 año	BCCh	DERECHO	IMACEC Derecho de importaciones	BCCh
TASA 90 1	Tasa de colocaciones nominal promedio sistema financiero de 90 días a 1 año	BCCh	AGRO	IMACEC Agro silvícola	BCCh
TASA REAL 1 3	Tasa de colocaciones real promedio sistema financiero de 1 a 3 años	BCCh	RESTO	IMACEC Resto	BCCh
TASA 1 3	Tasa de colocaciones nominal promedio sistema financiero de 1 a 3 años	BCCh	PROINDUS INE	Producción Industrial	INE
TASA REAL 3A	Tasa de colocaciones real promedio sistema financiero más de 3 años	BCCh	VTAINDUS INE	Ventas Industriales	INE
TASA 3A	Tasa de colocaciones nominal promedio sistema financiero más de 3 años	BCCh	VTAHABITUAL	Ventas Industriales - Habitual	INE
BOLSA	Índice de bolsa de comercio Santiago (IGPA)	Bloomberg	VTADURABLE	Ventas Industriales - Durable	INE
GENERACION	Consumo Energético	CDEC	VTAINTERMEDIO	Ventas Industriales - Intermedio	INE
BBAAA	Premio por riesgo BBA-AAA (EE.UU.)	Bloomberg	VTACAPITAL	Ventas Industriales - Capital	INE
VIX	Índice de volatilidad del SP500	Bloomberg	SUPINE	Venta de supermercado	INE
DOLAR	Tipo de cambio nominal multilateral (EE.UU.)	Bloomberg	SUPCNC	Venta de supermercado	CNC
TCN	Tipo de cambio nominal (Pesos chilenos/dólar americano)	BCCh	COMERCIOMINCNC	Ventas de comercio minorista	CNC
TCM	Tipo de cambio nominal multilateral (Chile)	BCCh	DURABLESCNC	Ventas de comercio minorista - Durables	CNC
LIBOR	Tasa de interés internacional	Bloomberg	NODURABLESCNC	Ventas de comercio minorista - No Durables	CNC
M0	Agregado monetario M0	BCCh	VESTUARIOCNC	Ventas de comercio minorista - Vestuario	CNC
CIRCULANTE	Agregado circulante	BCCh	CALZADOCNC	Ventas de comercio minorista - Calzado	CNC
M1	Agregado monetario M0	BCCh	ELECTRONICACNC	Ventas de comercio minorista - Electrónica	CNC
M2	Agregado monetario M1	BCCh	HOGARCNC	Ventas de comercio minorista - Art. Hogar	CNC
M3	Agregado monetario M2	BCCh	MUEBLESCNC	Ventas de comercio minorista - Muebles	CNC
COL CONSUMO	Stock de colocaciones reales de consumo	BCCh	SUPABARROTESCNC	Ventas de comercio minorista - Abarrotes	CNC
COL COMEX	Stock de colocaciones reales de comercio exterior	BCCh	SUPPERCIBLESCNC	Ventas de comercio minorista - Perecibles	CNC
COL VIVIENDA	Stock de colocaciones reales de vivienda	BCCh	AUTOSANAC	Ventas de automóviles nuevos (ANAC)	ANAC
COL COMERCIAL	Stock de colocaciones reales de comercio	BCCh	VTAVIV	Venta de vivienda	CChC
COL TOTAL	Stock de colocaciones reales totales	BCCh	OFEVIV	Oferta de vivienda	CChC
COL PERSONAS	Stock de colocaciones reales de personas	BCCh	MSTOCK	Meses para agotar stock	CChC
COL EMPRESAS	Stock de colocaciones reales de empresas	BCCh	INGTRIBNET	Ingreso tributario neto	Dipres
EXPORT	Exportaciones bienes totales	BCCh	GASTOMACRO	Gasto macro	Dipres
EXPMINERIA	Exportaciones bienes minería	BCCh	CMOTotal	Costo de mano de obra total	INE
EXPCOBRE	Exportaciones bienes cobre	BCCh	CMOMIN	Costo de mano de obra - Minería	INE
EXPAGRO	Exportaciones bienes agrícolas	BCCh	CMOIND	Costo de mano de obra - Industria	INE
EXPINDU	Exportaciones bienes industriales	BCCh	CMOEWA	Costo de mano de obra - EGA	INE
IMPORT	Importaciones bienes totales	BCCh	CMOCONS	Costo de mano de obra - Construcción	INE
IMPCONSUMO	Importaciones bienes consumo	BCCh	CMOCOM	Costo de mano de obra - Comercio	INE
IMPINTERMEDIO	Importaciones bienes intermedio	BCCh	CMOTRAN	Costo de mano de obra - Transporte	INE
IMPCAPITAL	Importaciones bienes capital	BCCh	CMOSFIN	Costo de mano de obra - Servicios financieros	INE
IMPPETROLEO	Importaciones petróleo	BCCh	CMOSCOM	Costo de mano de obra - Servicios comunitarios	INE
IMPcombustibles	Importaciones combustibles	BCCh	EmpTotal	Empleo total	INE
IMPOTRO	Importaciones otros	BCCh	EmpAgro	Empleo - Agro silvícola	INE
IPCT	Índice de precios transables	INE	EmpMineria	Empleo - Minería	INE
IPCN	Índice de precios no transables	INE	EmpIndustria	Empleo - Industria	INE
PERECIBLES	Índice de precios perecibles	INE	EmpEGA	Empleo - EGA	INE
TPENER	Índice de precios energía	INE	EmpConstrucion	Empleo - Construcción	INE
IPCX	IPC menos combustibles y energía	INE	EmpComercio	Empleo - Comercio	INE
IPCX2	IPC excluido alimentos	INE	EmpTransporte	Empleo - Transporte	INE
Bienes	Índice de precios bienes	INE	EmpSSFF	Empleo - Servicios financieros	INE
Servicios	Índice de precios servicios	INE	EmpSSCC	Empleo - Servicios comunitarios	INE



BANCO CENTRAL
DE CHILE

DOCUMENTOS DE TRABAJO • Febrero 2013