

ESTUDIOS BCRA
Documentos de trabajo 2015 / 69

**Nowcasting de PIB: evaluando las condiciones
cíclicas de la economía argentina**

Laura D'Amato / Lorena Garegnani / Emilio Blanco
Banco Central de la República Argentina

Noviembre, 2015



ie | BCRA
INVESTIGACIONES ECONÓMICAS

Banco Central de la República Argentina
ie | Investigaciones Económicas

Noviembre, 2015
ISSN 1850-3977
Edición Electrónica

Reconquista 266, C1003ABF
C.A. de Buenos Aires, Argentina
Tel: (5411) 4348-3582
Fax: (5411) 4348-3794
Email: investig@bcra.gov.ar
Pág. Web: www.bcra.gov.ar

Las opiniones vertidas en este trabajo son exclusiva responsabilidad de los autores y no reflejan necesariamente la posición del Banco Central de la República Argentina. La serie ESTUDIOS BCRA *Documentos de Trabajo* está compuesta por material preliminar que se hace circular con el propósito de estimular el debate académico y recibir comentarios. Toda referencia que desee efectuarse a estos Documentos deberá contar con la autorización del o los autores.

Nowcasting de PIB: evaluando las condiciones cíclicas de la economía argentina*

Laura D'Amato
BCRA, UBA y UNLP

Lorena Garegnani
BCRA y UNLP

Emilio Blanco
BCRA y UBA

Noviembre 2015

Resumen

Contar con una correcta evaluación de las condiciones cíclicas de la economía es crucial para la toma de decisiones de política monetaria. Dado que las cifras del PIB están disponibles con un retraso significativo, el *Nowcasting*, técnica que permite contar con una percepción inmediata del ciclo económico, ha sido crecientemente adoptado por los bancos centrales. Desarrollamos un ejercicio de *Nowcast* del crecimiento del PIB utilizando dos enfoques: ecuaciones puente y modelo de factores. Ambos métodos superan en capacidad predictiva a un *benchmark* AR(1). Adicionalmente, el *Nowcast* basado en un modelo de factores supera al de ecuaciones puente. Finalmente, utilizando el test de Giacomini y White (2004) confirmamos que estas diferencias en capacidad predictiva son estadísticamente significativas.

Palabras Clave: Nowcasting, ecuaciones puente, modelo de factores dinámico

Clasificación JEL: C22, C53, E37

*Agradecemos los comentarios e interacciones de Marcos Dal Bianco y los participantes de las Reuniones Anuales de la AAEP XLVII (Rosario, 2013) y XLVIII (Posadas, 2014), y las I Jornadas Nacionales de Econometría (FCE-UBA, 2014). Las opiniones vertidas en este trabajo son responsabilidad de los autores y no necesariamente reflejan las de las autoridades del BCRA. Email: ldamato@bcra.gob.ar; lgaregnani@bcra.gob.ar; emilio.blanco@bcra.gob.ar

1. Introducción

Realizar una correcta evaluación de las condiciones cíclicas de la economía es clave para la toma de decisiones de política monetaria. Nuestro conocimiento sobre el estado actual de la economía es, sin embargo, bastante imperfecto, sobre todo porque el Producto Interno Bruto (PIB) -la principal fuente de información sobre la actividad económica- se publica en forma trimestral y con un retraso importante. Al mismo tiempo, un gran número de indicadores del ciclo están disponibles en frecuencias más altas (mensual o incluso diaria). El *Nowcasting* -definido como la predicción del presente, el futuro muy cercano y el pasado muy reciente (Giannone et al., 2008; Banbura et al., 2012)- ha demostrado ser una herramienta útil para superar el problema de contar con información valiosa a distintas frecuencias.

El *Nowcasting* -una contracción de los términos *now* (ahora) y *forecasting* (pronóstico)- es una técnica desarrollada principalmente en la meteorología que ha sido recientemente adoptada por la economía. En el caso de la economía, su principio básico es el aprovechamiento de la valiosa información contenida en un gran número de indicadores del ciclo económico que están disponibles en frecuencias altas -diaria o mensual- para producir estimaciones tempranas de una variable objetivo publicada en una frecuencia menor -trimestral-. Dichas estimaciones pueden ser actualizadas secuencialmente, a medida que nueva información está disponible. En los últimos años, la literatura de pronósticos ha desarrollado una serie de soluciones para hacer frente a este problema de frecuencia mixta. Estas técnicas incluyen combinaciones de modelos bivariados simples conocidas como ecuaciones puente o *bridge equations* (Kitchen y Mónaco, 2003; Drechsel y Maurin, 2008), modelos de factores (Stock y Watson, 2002, 2010), representaciones en el espacio-estado, VARs (Evans, 2005; Giannone, Reichlin y Small, 2008; Arouba, Diebold y Scotti, 2009) y *Mixed Data Sampling (MIDAS) equations* (Ghysels, 2004). Todas ellas han demostrado ser eficaces para anticipar la evolución de la actividad económica a corto plazo. Estos modelos suelen superar en capacidad predictiva a los modelos estadísticos univariados, sobre todo en periodos de alta volatilidad (Bell et al., 2014).

En general los indicadores utilizados para la predicción del PIB son de dos clases: (i) *indicadores hard* -como la producción industrial y sus componentes, indicadores del mercado inmobiliario, de consumo y producción de energía y series de tiempo financieras y monetarias, como agregados monetarios y tasas de interés- e (ii) *indicadores soft*, en su mayoría provenientes de encuestas que reflejan principalmente expectativas de los agentes sobre las condiciones económicas como, por ejemplo, los índices de confianza de los consumidores.

En el caso de Argentina, contar con predicciones anticipadas del PIB es particularmente importante, teniendo en cuenta que las cifras oficiales se publican alrededor de 10 semanas después de finalizado el trimestre. En este sentido, Camacho, Dal Bianco y Martínez-Martin (2015a y 2015b) realizan un ejercicio de *Nowcast* para Argentina (así como también de *backcast* y *forecasts*) a través de un modelo de factores dinámicos en una representación en el espacio-estado (*state space*). En este trabajo, empleamos un amplio conjunto de indicadores diarios y mensuales del ciclo económico para realizar un ejercicio de pronóstico del crecimiento trimestral del PIB a través de modelos de factores y ecuaciones puente. Comparamos el rendimiento del *Nowcast* proveniente de ambos modelos con un modelo *AR(1)* utilizado como referencia o *benchmark*. Adicionalmente, evaluamos la capacidad predictiva fuera de la muestra usando el test de Giacomini y White (2004), que se centra en la capacidad predictiva condicional, examinando métodos de pronóstico rivales en términos de precisión para producir pronósticos del futuro próximo.

El trabajo está organizado de la siguiente manera. El conjunto de datos y nuestro enfoque empírico se presentan en la sección 2. La sección 3 describe los resultados obtenidos en el ejercicio de *Nowcast*. En la sección 4 se evalúa la capacidad predictiva relativa de los dos *Nowcast* mediante el test de

Giacomini y White (2004). Finalmente, la sección 5 concluye.

2. Nuestro ejercicio de Nowcast

Nuestro ejercicio consiste en la producción de estimaciones tempranas del crecimiento del PIB. El conjunto de datos inicial comprende 37 indicadores del ciclo económico, incluyendo desde datos financieros a recaudación impositiva, información desagregada sobre la producción industrial, encuestas de confianza del consumidor y ventas de automóviles, etc. Las variables comprendidas en el set de datos se describen en la Figura 1. Las series se ajustaron estacionalmente (cuando fue necesario), fueron diferenciadas o se les restó su tendencia para hacerlas estacionarias y finalmente fueron transformadas en logaritmos. Empleando una muestra de estimación que comprende el período 1993:T1 - 2007:T4, nuestro ejercicio de Nowcast consiste en pronósticos *rolling* un trimestre adelante del crecimiento del PIB. El período de pronóstico es 2008:T1 - 2014:T1 con un tamaño de ventana de estimación de 64 trimestres.

Figura 1: El conjunto de Datos

Series	frec.	Fuente	Grupo	SA	Estacionaria
1 Producción Nacional Automóviles - unidades	mensual	ADEFA	1	si	1ra dif
2 Exportación Automóviles - unidades	mensual	ADEFA	1	si	1ra dif
3 Ventas a Concesionarios - unidades	mensual	ADEFA	1	si	1ra dif
4 Ventas a Concesionarios vehículos nac. - unidades	mensual	ADEFA	1	no	1ra dif
5 Despachos provisorios de Cemento Portland	mensual	AFCP	1	si	1ra dif
6 Producción Hierro Primario	mensual	CIS	2	no	1ra dif
7 Producción Acero Crudo	mensual	CIS	2	si	1ra dif
8 Producción Total Laminados en caliente No Planos	mensual	CIS	2	si	1ra dif
9 Recaudación impuesto Ganancias (Total)	mensual	MECON	1	si	tend
10 Recaudación impuesto Ganancias (DGI)	mensual	MECON	1	si	tend
11 Recaudación impuesto Ganancias (Aduanas)	mensual	MECON	1	si	1ra dif
12 Recaudación IVA (Total)	mensual	MECON	1	si	tend
13 Recaudación IVA (DGI)	mensual	MECON	1	si	tend
14 Índice MERVAL - promedio mensual	diaria	MERVAL	1	no	1ra dif
15 Índice MERVAL - última observación mensual	mensual	MERVAL	1	no	1ra dif
16 Índice de Producción Industrial (IPI) - nivel general	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
17 IPI - bienes de consumo no durables	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
18 IPI - bienes de consumo durables	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
19 IPI - bienes intermedios	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
20 IPI - bienes de capital	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
21 IPI - alimentos y bebidas	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
22 IPI - cigarrillos	mensual	Fiel	2	no	1ra dif
23 IPI - insumos textiles	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
24 IPI - pasta y papel	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
25 IPI - combustible	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
26 IPI - químicos y plásticos	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
27 IPI - minerales no metálicos	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
28 IPI - siderurgia	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
29 IPI - metalmecánica	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
30 IPI - automóviles	mensual	Fiel	2	si	1ra dif
31 M2* Privado Nominal Amplio	diaria	BCRA	1	si	tend
32 Tasa de interés Plazo fijo 30 a 59 días Bcos. Privados	diaria	BCRA	1	no	1ra dif
33 Recaudación impuesto a Ingresos Brutos - CABA	mensual	Min. Hacienda CABA	2	si	1ra dif
34 Recaudación impuesto a Ingresos Brutos - Prov. BA	mensual	Min. Economía BSAS	2	no	1ra dif
35 Faena de aves (miles de cab.)	mensual	CEPA	2	si	1ra dif
36 Ventas de autos usados	mensual	CCA	1	si	1ra dif
37 Índice de Confianza de Consumidores (ICC)	mensual	UTDT	1	no	1ra dif

De acuerdo al momento de la publicación de las series, dividimos el conjunto de indicadores en dos grupos: aquellas series disponibles a menos de 10 días después de finalizado cada mes (16 series), y aquellas que se publican con un retraso superior a 10 días y menor a 30 días (21 series). Siguiendo esta agrupación de las series, el *Nowcast* puede ser actualizado secuencialmente como se describe en la Figura 2 para obtener 6 estimaciones tempranas de crecimiento del PIB en cada trimestre.

Figura 2: Ejemplo de Actualización Secuencial

Fecha	10/02/2013	28/02/2013	10/03/2013	31/03/2013	10/04/2013	30/04/2013	10/05/2013	31/05/2013	10/06/2013
<i>Datos Disponibles</i>	----- ----- ----- ----- ----- ----- ----- ----- -----								
Grupo 1 (16 series):	Ene-13	Ene-13	Feb-13	Feb-13	Mar-13	Mar-13	Abr-13	Abr-13	May-13
Grupo 2 (21 series):	Dic-12	Ene-13	Ene-13	Feb-13	Feb-13	Mar-13	Mar-13	Abr-13	Abr-13
<i>Nowcast</i>	I 2013	I 2013	I 2013	I 2013	I 2013	I 2013	II 2013	II 2013	II 2013
<i>Comunicados Oficiales</i>									Comunicado Oficial I 2013

2.1. Metodología

Utilizamos dos metodologías para llevar a cabo nuestro ejercicio de *Nowcasting*: un modelo de factores y ecuaciones puente. Posteriormente, comparamos la capacidad predictiva de cada uno de los métodos, tanto con un $AR(1)$ como entre sí. En la sección 4 utilizamos el test de Giacomini White (2004) para evaluar si estas diferencias en capacidad predictiva son estadísticamente significativas.

2.1.1. Modelos de Factores

El *Nowcast* puede realizarse mediante la estimación de factores comunes a un gran conjunto de datos y posteriormente utilizando dichos factores como regresores del PIB -Giannone, Reichlin y Small (2005). La idea detrás de este enfoque es que las variables en el conjunto de interés son impulsadas por algunos factores no observables.

Más concretamente, la covarianza entre un gran número de n series de tiempo con sus adelantos y rezagos puede ser representada por un número reducido de factores q no observados, con $n > q$. Las perturbaciones a estos factores podrían, en este contexto, representar shocks de oferta o de demanda agregada.

Por lo tanto, dado un vector de n series de tiempo mensuales estacionarias $x_t = (x_{1t}, \dots, x_{nt})'$, con $t = 1, \dots, T$, el vector de n variables observables en el ciclo puede ser explicado por los rezagos distribuidos de q factores comunes latentes más n perturbaciones idiosincrásicas que pueden eventualmente estar correlacionadas serialmente.

$$X_{it} = \lambda_i(L)f_t + u_{it} \quad (1)$$

Donde f_t es un vector $q \times 1$ de factores no observables, λ es un vector de polinomios de rezagos de los *dynamic factor loadings* de dimensión $q \times 1$ y u_{it} son perturbaciones idiosincrásicas que se suponen no correlacionadas con los factores (ni en adelantos ni rezagos), es decir $E(f_t u_{it}) = 0 \forall i, s$.

El objetivo es entonces estimar $E(y_t | X_t)$ modelando y_t según

$$y_t = \beta(L)f_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

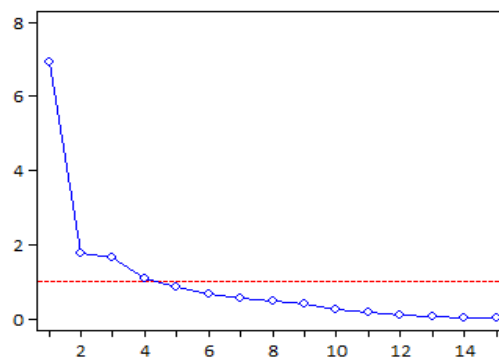
Si los polinomios de rezagos $\lambda_i(L)$ en (1) y $\beta(L)$ en (2) son de orden finito p , Stock y Watson (2002a) muestran que los f factores pueden ser estimados usando la metodología de componentes principales.

Definiendo al PIB trimestral como el promedio de las observaciones mensuales latentes $y_t^Q = (y_t + y_{t-1} + y_{t-2})$ y estimando factores trimestrales f_t^Q de estas observaciones, es posible utilizar la siguiente ecuación para obtener estimaciones tempranas del PIB:

$$\hat{y}_t^Q = \beta(L)f_t^Q \quad (3)$$

Para estimar el modelo de factores se procedió del siguiente modo. En primer lugar, se calculó el coeficiente de correlación de los n indicadores con el PIB y se seleccionó aquellos con el comovimiento más fuerte (un coeficiente de correlación superior a 0,5). En base a este criterio se obtuvo un subconjunto de 15 indicadores del ciclo económico que fueron utilizados para estimar los factores comunes empleando la metodología de componentes principales.¹ Luego utilizamos el *scree plot*² presentado en la figura 3 para determinar el número de factores que se utiliza para estimar la ecuación (2). Se observa que la proporción de la covarianza entre la series de tiempo consideradas explicada por los factores aumenta hasta adicionar el cuarto factor. Teniendo en cuenta esta información, se estimó la ecuación utilizando los cuatro primeros factores.

Figura 3: Scree Plot
Autovalores Ordenados



2.1.2. Ecuaciones Puente (Bridge equations)

Este es el método más simple y más antiguo de *Nowcasting* (Drechsel y Maurin, 2008). La aplicación de este método requiere de "pre-filtrar" previamente las series de alta frecuencia para que coincidan con la frecuencia de la variable objetivo (PIB): promediando (stocks), sumando (flujos) o seleccionando la última observación. Optamos por agregar los datos diarios y mensuales a la frecuencia trimestral utilizando promedios (dando así implícitamente a cada observación el mismo peso) para obtener en el caso de datos diarios:

$$X_t^Q = \frac{X_{N_D,t}^D + X_{N_D-1,t}^D + \dots + X_{1,t}^D}{N_D} \quad (4)$$

¹También realizamos el ejercicio para la totalidad de las series, no cambiando de manera significativa las conclusiones del ejercicio. Los resultados del mismo están disponibles para quien los requiera.

²Desarrollado por R. B. Cattell en "The scree test for the number of factors", *Multivariate Behav. Res.* 1:245-76, 1966. University of Illinois, Urbana-Champaign, IL.

Luego, el método consiste en estimar modelos bivariados autorregresivos de rezagos distribuidos para cada uno de los indicadores del ciclo.

$$Y_t^Q = \alpha_0 + \sum_{i=1}^4 \alpha_i Y_{t-i}^Q + \sum_{i=0}^4 \beta_i X_{jt-i}^Q + u_t$$

Donde Y es el crecimiento del PIB real y X_j corresponde al j^{esimo} indicador calculado en una frecuencia trimestral para hacerlo homogéneo con el PIB.

Los modelos fueron especificados para garantizar residuos ruido blanco, homocedásticos y distribuidos normalmente.³

Los pronósticos de los indicadores individuales pueden ser agregados usando diferentes criterios de ponderación para obtener un pronóstico único del PIB (Y_t^Q) para el período corriente. Los pesos se basan en la capacidad predictiva fuera de la muestra, medida a través de, por ejemplo, el error cuadrático medio o su raíz (*RMSFE*). Construimos el pronóstico asignando ponderaciones que son inversamente proporcionales al *RMSFE*.⁴

$$w_i = \frac{m_i^{-1}}{\sum_{j=1}^n m_j^{-1}}, \text{ donde } m_i = \sqrt{\frac{\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_{i,t} - y_t)^2}{h}} \quad (5)$$

Algunos inconvenientes de esta metodología han sido mencionados en la literatura de *Nowcasting*: La posible pérdida de información relevante por el proceso de agregación rudimentaria aplicado (que no incorpora información sobre el *timing* de las innovaciones que tienen lugar en una frecuencia más alta), el problema de multicolinealidad que puede surgir al combinar las ecuaciones, y la imposibilidad de cuantificar una noticia o sorpresa basándose en el modelo. Además, los modelos de *Nowcast* en base a ecuaciones puente normalmente emplean un largo historial de datos y no siempre responden rápidamente a nueva información o quiebres. Adicionalmente estos modelos, al incorporar rezagos de las variables dependientes e independientes, pueden tener una fuerte dependencia de los valores pasados de estas variables, lo que puede afectar su capacidad predictiva en períodos inestables. Conviene aclarar, no obstante, que tratamos de hacer frente a estos problemas utilizando ventanas móviles y realizando una estimación de los modelos lo más parsimoniosa posible.

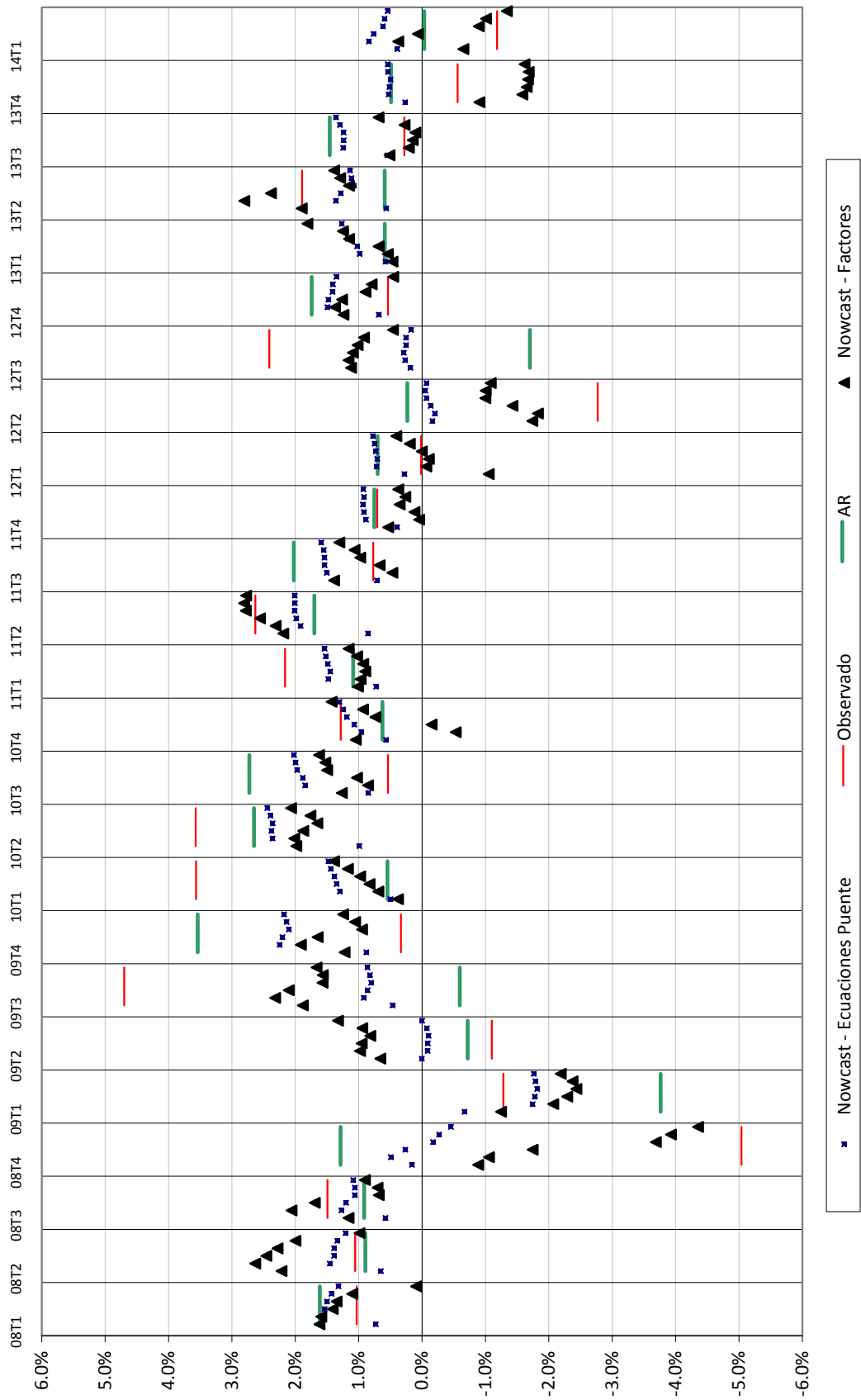
3. Resultados

En esta sección presentamos los resultados de los ejercicios de *Nowcasting* utilizando los dos métodos descritos anteriormente: un modelo de factores y ecuaciones puente. En ambos casos, utilizamos en la estimación ventanas móviles de 64 trimestres. La Figura 4 muestra los pronósticos de crecimiento del PIB secuencialmente actualizados (a un paso o trimestre adelante). Los resultados de ambos ejercicios se comparan con un modelo *AR(1)* del crecimiento del PIB para el mismo trimestre. Se puede observar que ambos *Nowcasts* tienen mejor capacidad predictiva que el benchmark en la mayoría de los trimestres. Además, el modelo de factores parece tener una capacidad predictiva sistemáticamente mejor que la metodología de ecuaciones puente, particularmente en la última parte del período de pronóstico.

³La especificación de los modelos se presenta en el Apéndice I.

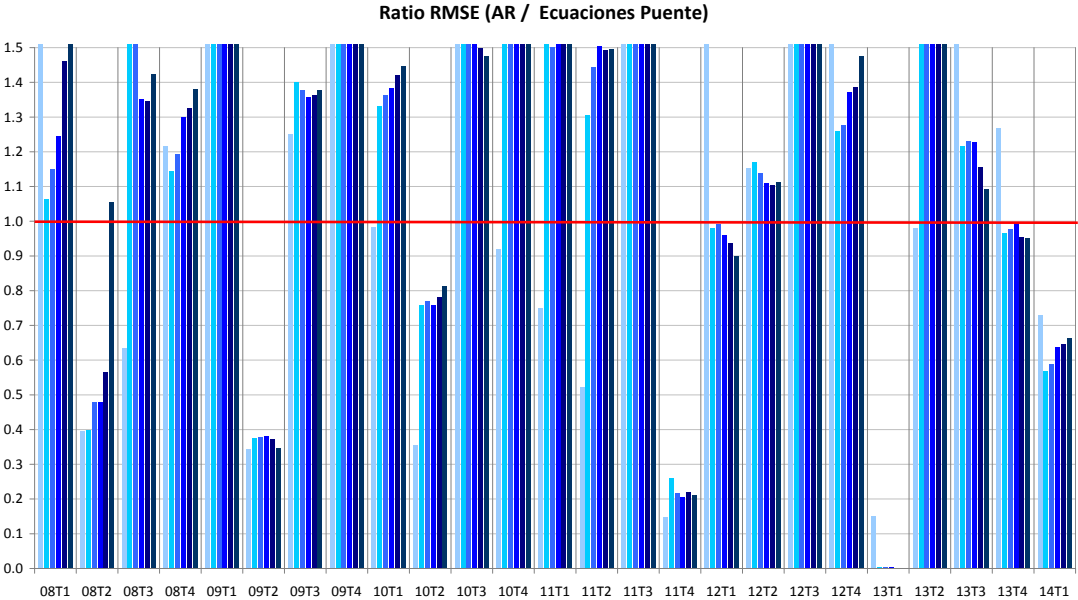
⁴Una característica importante de los pesos empleados es que no son variables en el tiempo. Agendas de investigación futuras incluyen la exploración de esquemas de ponderación variables en el tiempo.

Figura 4: Performance del Nowcast



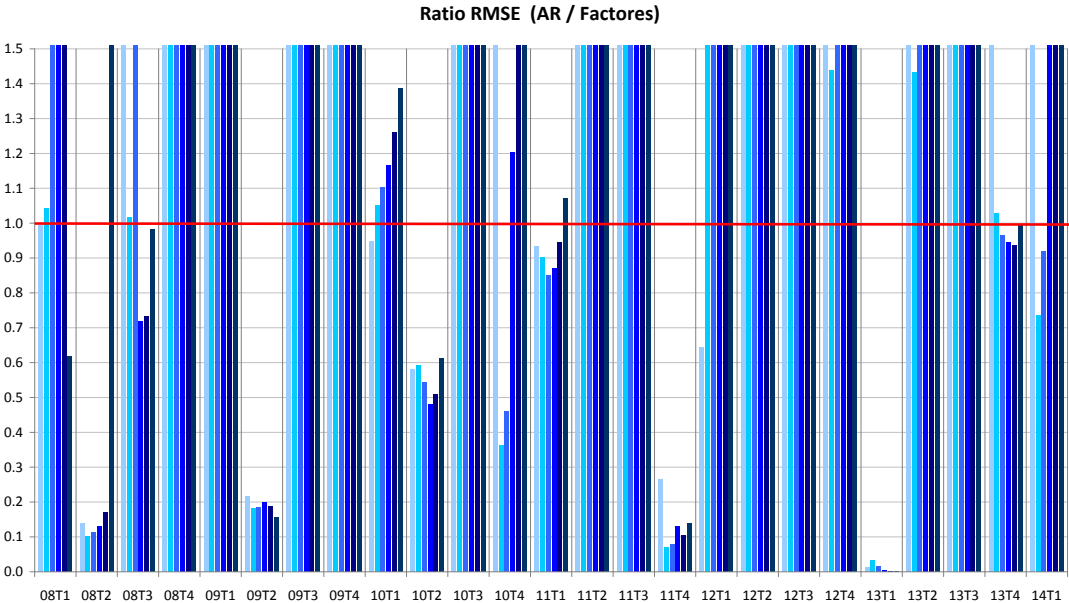
El paso siguiente es comparar la capacidad predictiva del Nowcast con factores y con ecuaciones puente con la del *benchmark* AR (1). En las Figuras 5 y 6 se presenta el ratio entre el RMSE de cada uno de los métodos de Nowcast y el AR(1). Los resultados muestran que ambos *Nowcast* superan al AR (1) en capacidad predictiva (en 66 % de los casos el *Nowcast* con ecuaciones puente y en 67 % en el caso del modelo de factores).

Figura 5: *Nowcast* usando ecuaciones puente relativo al *benchmark*



Nota: Un valor superior a 1 indica que el *Nowcast* con ecuaciones puente tiene una mejor capacidad predictiva

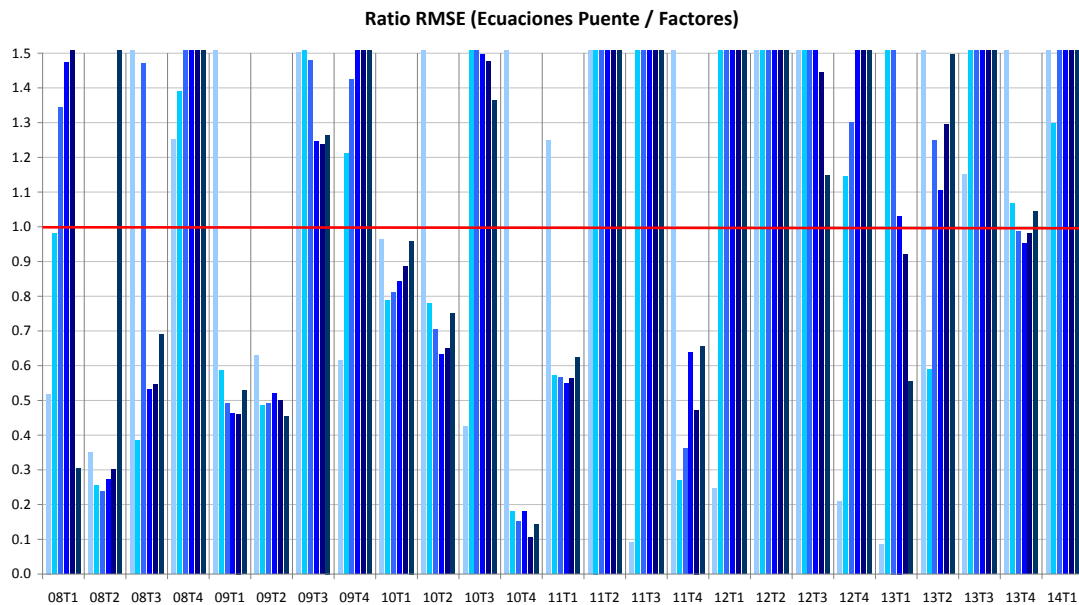
Figura 6: *Nowcast* usando modelo de factores relativo al *benchmark*



Nota: Un valor superior a 1 indica que el *Nowcast* con factores tiene una mejor capacidad predictiva

Dado que el *Modelo de Factores* parece tener una mejor capacidad predictiva que el *Nowcast* mediante ecuaciones puente (Figura 4), comparamos también los RMSE de de las predicciones generadas utilizando ambos métodos. Los resultados confirman nuestra presunción: Las predicciones obtenidas a partir del modelo de factores superan a las obtenidas mediante ecuaciones puente en el 59% de los casos.

Figura 7: Nowcast usando ecuaciones puente relativo a *Nowcast* usando modelo de factores



Nota: Un valor superior a 1 indica que el *Nowcast con Factores* tiene una mejor capacidad predictiva

4. Evaluación de capacidad predictiva

Para evaluar si las diferencias en capacidad predictiva encontradas en la sección anterior son estadísticamente significativas usamos el test de Giacomini y White (2004). El enfoque de Giacomini y White difiere del propuesto por Dieblod y Mariano (1995) y West (2003) en que se basa en expectativas condicionales mientras que los otros lo hacen en aquellas que no lo son. En este sentido, el test de Giacomini y White se centra en encontrar el mejor método de pronóstico para el futuro más próximo. Esta metodología es relevante cuando el objetivo es encontrar modelos con buena capacidad predictiva en lugar de evaluar la validez de algún modelo condicional.⁵

El test tiene varias ventajas: (i) refleja el efecto de la incertidumbre en la estimación sobre la performance de pronóstico relativa, (ii) es útil para pronósticos basados tanto en modelos anidados como no anidados, (iii) puede ser utilizado para una amplia gama de métodos de estimación para modelos paramétricos y (iv) es relativamente simple de ser computado. Utilizando la información más reciente, este método permite seleccionar el mejor pronóstico para el futuro cercano.

La metodología de Giacomini y White consiste en evaluar predicciones a través de ventanas móviles. Es decir, usando las R observaciones de la muestra disponibles en el momento t , se obtienen estimaciones de y_t que se utilizan para generar pronósticos τ pasos adelante. El test supone que hay dos métodos, f_{Rt} y g_{Rt} para generar pronósticos de y_t utilizando el conjunto de información disponible \mathcal{F}_t . Se asume que los modelos utilizados son paramétricos.

⁵Ver Pincheira (2006) para una buena descripción y aplicación del test.

$$f_{Rt} = f_{Rt}(\hat{\gamma}_{R,t})$$

$$g_{Rt} = g_{Rt}(\hat{\theta}_{R,t})$$

Se genera un total de P_n pronósticos que satisfacen $R + (P_n - 1) + \tau = T + 1$. Los pronósticos se evalúan utilizando una función de pérdida $L_{t+\tau}(y_{t+\tau}, f_{R,t})$, que depende tanto de la realización de los datos como de los pronósticos. La hipótesis a contrastar es:

$$H_0 : E [h_t (L_{t+\tau}(y_{t+\tau}, f_{R,t}) - L_{t+\tau}(y_{t+\tau}, g_{R,t})) | \mathcal{F}_t] = 0$$

o alternativamente

$$H_0 : E [h_t \Delta L_{t+\tau} | \mathcal{F}_t] = 0 \quad \forall t \geq 0$$

para cualquier función h_t en \mathcal{F}_t .

En la práctica, el test consiste en realizar una regresión de las diferencias en las funciones de pérdida contra una constante y evaluar su significatividad utilizando el estadístico t convencional para la hipótesis nula de un coeficiente igual a 0 (en el caso de $\tau = 1$). Cuando τ es mayor que uno, los errores estándar se calculan utilizando el estimador de covarianzas de Newey-West, que permite la presencia de heteroscedasticidad y autocorrelación.

Los resultados de aplicar el procedimiento de Giacomini y White para evaluar capacidad predictiva de los dos métodos de *Nowcast* se muestran en la Figura 8. Se puede observar que ambas metodologías superan al AR (1) (las diferencias son significativas al 1% en ambos casos). Teniendo en cuenta los resultados de la sección anterior, también realizamos el test para comparar la capacidad de predicción relativa de ambos métodos. Los resultados indican que el *Nowcast* utilizando factores supera a la metodología de ecuaciones puente al 5%. Por último, si restringimos la muestra al período 2012T1-2014T1 la diferencia en capacidad predictiva es significativa al 1%. Este resultado es interesante debido a que este último período incluye un punto de inflexión, que suele ser difícil de capturar al utilizar modelos estadísticos que se basan en observaciones pasadas.

Figura 8: Resultados del test de Giacomini y White

<i>Muestra 2008-2014 (N=150)</i>		
	Estadístico t	p-value
Nowcast Ecuaciones Puente vs AR	3.390	0.001
Nowcast Factores vs AR	2.994	0.003
Nowcast Factores vs Nowcast Ec. Puente	2.057	0.042
<i>Muestra 2012-2014 (N=53)</i>		
	Estadístico t	p-value
Nowcast Factores vs Nowcast Ec. Puente	3.322	0.002

5. Conclusiones

La toma de decisiones de política monetaria requiere de una correcta apreciación de las condiciones cíclicas de la economía en tiempo real. Sin embargo, en la práctica, el Producto Interno Bruto (PIB) - publicado trimestralmente y con un rezago de aproximadamente 10 semanas- sigue siendo la principal fuente de información sobre la actividad económica en Argentina.

El *Nowcasting* -definido como la predicción del presente, el futuro muy cercano y el pasado muy reciente- podría ser útil para superar este problema. Sin embargo, el uso de indicadores del ciclo

implica trabajar con series disponibles en diferentes frecuencias. En los últimos años, la literatura de pronóstico ha desarrollado una serie de soluciones para hacer frente a este problema de frecuencias mixtas (*mixed-frequency problem*). En este trabajo se desarrolla un ejercicio *Nowcast* de crecimiento del PIB utilizando dos de estas metodologías: ecuaciones puente y modelos de factores.

Los resultados indican que ambas metodologías superan a un modelo *AR (1)* tomado como *benchmark* y que, además, el pronóstico del *Nowcast* utilizando factores funciona mejor que el pronóstico de un *Nowcast* a través de ecuaciones puente. Esto es cierto sobre todo en el último período, que corresponde a un punto de inflexión (*turning point*) en el PIB. El test de Giacomini y White (2004) confirma que las diferencias en capacidad predictiva entre las predicciones generadas por los distintos métodos son estadísticamente significativas.

Referencias

- [1] Andreou, E., Ghysels, E. and A. Kourtellos (2012). Forecasting with mixed-frequency data. Chapter prepared for *Oxford Handbook on Economic Forecasting* edited by Michael P. Clements and David F. Hendry.
- [2] Angelini, E., G. Camba-Méndez, D. Gianonni, G. Rünstler, and L. Reichlin (2008). "Short-term forecast of Euro Area GDP", European Central Bank Working Paper No. 949.
- [3] Armesto, Engemann and Owyang (2010). "Forecasting with Mixed Frequencies", *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, November/December 2010, 92(6), pp. 521-36.
- [4] Aruoba, S., Diebold, F. and C. Scotti (2009). "Real-Time Measurement of Business Conditions", *Journal of Business and Economic Statistics* 27:4 (October 2009), pp. 417-27.
- [5] Banbura, Giannone, Modugno and Reichlin. (2012) "Now-casting and the real-time data flow", ECARES working paper 2012-0026.
- [6] Bell, V. L Co S. Stone and G.Wallis (2014). "Nowcasting UK GDP", Bank of England Quarterly Bulletin Q1.
- [7] Camacho, M., Dal Bianco, M. and J. Martinez-Martin (2015a). "Toward a more reliable picture of the economic activity: An application to Argentina", *Economics Letters* 132 (2015), pp. 129-132.
- [8] Camacho, M., Dal Bianco, M. and J. Martinez-Martin (2015b). "Short-Run Forecasting of Argentine Gross Domestic Product Growth", *Emerging Markets Finance and Trade*, 51:3, 473-485, DOI: 10.1080/1540496X.2015.1025668.
- [9] Clark, T. and K. West, (2007). "Approximately normal tests for equal predictive accuracy in nested models", *Journal of Econometrics*, Vol. 138, Issue 1, pp. 291-311.
- [10] Clements, M. and D. Hendry (2006). "Forecasting with breaks", in *Handbook of Economic Forecasting*, Elliot, G., C. Granger and A. Timmermann, eds., Chapter 12, Vol. 1, North-Holland.
- [11] Croushore, D. (2006). "Forecasting with real-time macroeconomic data", in *Handbook of Economic Forecasting*, Elliot, G., C. Granger and A. Timmermann, eds., Chapter 17, Vol. 1, North-Holland.
- [12] D'Amato, L., L. Garegnani and E. Blanco (2008). "Forecasting Inflation in Argentina: Individual Models or Forecast Pooling?", BCRA working Paper No. 35.

- [13] Diebold, F. and R.S. Mariano (1995). "Comparing Predictive Accuracy", *Journal of Business & Economic Statistics*, No.13, pp. 253-263.
- [14] Drechsel, K. and L.Maurin (2008). "Flow of Conjunctural Information and Forecast of Euro Area Economic Activity", ECB WP No. 925, August.
- [15] Giacomini, R. and H. White, (2004). "Tests of conditional predictive ability", *Econometrica*, Vol 74 N° 6, 1545-1578.
- [16] Foroni and Marcellino (2013). "A Survey of Econometric Methods for Mixed-Frequency Data", EUI Working Paper ECO 2013/02.
- [17] Giannone, D., Reichlin, L. and D. Small (2005). "Nowcasting GDP and Inflation: The Real Time Informational Content of Macroeconomic Data Releases", *CEPR Discussion Papers* 5178, C.E.P.R. Discussion Papers.
- [18] Giannone, Reichlin and Small (2008). "Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data", *Journal of Monetary Economics* 55 (2008) 665– 676.
- [19] Ghysels, Santa-Clara and Valkanov (2004). "The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models", CIRANO Working Papers 2004s-20, CIRANO.
- [20] Granger, C. and R. Ramanathan (1984). "Improved methods of forecasting", *Journal of Forecasting*, Vol. 3, pp. 197-204.
- [21] Hendry, D. and M. Clements, (2002). "Pooling of forecasts", *Econometrics Journal*, Vol. 5, pp. 1-26.
- [22] Kitchen, J. and R. Monaco (2003). "Real-Time Forecasting in Practice", Business Economics, Department of the US Treasury, October.
- [23] Marcellino, M. (2002). "Forecasting pooling for short time series of macroeconomic variables", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* No. 66, pp. 91-112.
- [24] Pincheira, P. (2006). "Conditional evaluation of exchange rate predictive ability in long run regressions", Central Bank of Chile, Working Paper No. 378.
- [25] Rünstler, G. and F. Sèdillot (2003). "Short-term estimates of Euro Area real GDP by means of monthly data", European Central Bank Working Paper No. 276.
- [26] Stock, J. and M. Watson (2002a), "Macroeconomic Forecasting using diffusion indexes", *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 20, pp. 147-162.
- [27] Stock, J. and M. Watson (2006). "Forecasting with many predictors", in Handbook of Economic Forecasting, Elliot, G., C. Granger and A. Timmermann, eds., Chapter 10, Vol. 1, North-Holland.
- [28] Timmermann A. (2006). "Forecast Combination", in Handbook of Economic Forecasting, Elliot, G., C. Granger and A. Timmermann, eds., Chapter 4, Vol. 1, North-Holland.
- [29] Watson, M. (2001). "Macroeconomic Forecasting Using Many Predictors", in Advances in Economics and Econometrics: Theory and Applications, Eight World Congress, Vol. III, Chapter 3, Econometric Society.
- [30] West, K. (2006). "Forecast Evaluation", in Handbook of Economic Forecasting, Elliot, G., C. Granger and A. Timmermann, eds., Chapter 3, Vol. 1, North-Holland.

Apéndice I

Tabla A.1.: Series seleccionadas para el modelo de factores: correlaciones con el PIB

Serie Nro.	Correlación con Crec. PIB	Orden
16	0.7803	1
5	0.7612	2
20	0.7599	3
27	0.7053	4
1	0.6948	5
30	0.6896	6
18	0.6165	7
37	0.5644	8
36	0.5628	9
35	0.5607	10
21	0.5479	11
29	0.5385	12
19	0.5371	13
17	0.5058	14
4	0.5011	15
3	0.4654	16
11	0.4236	17
23	0.4163	18
7	0.4147	19
24	0.4131	20
8	0.4107	21
28	0.4047	22
2	0.4006	23
14	0.3765	24
26	0.2917	25
31	0.2288	28
15	0.2222	29
9	0.1695	30
10	0.1659	31
6	0.1614	32
25	0.1483	33
12	0.1457	34
13	0.0581	35
33	0.0191	36
34	0.0144	37
22	-0.1035	38
32	-0.1322	39

Tabla A.2.: Especificación de los modelos utilizados en ecuaciones puente

Serie N°	lag en dependiente	independient e	Dummies incluidas (año trimestre)
1	no	t	D032,D021,D014,D031,D092
2	no	t	D014,D021,D002,D092,D012,D084
3	no	t, t-1	D013,D014,D021,D084,D042
4	no	t, t-1	D993,D013,D014,D021,D084
5	t-1	t	D093,D084,D013
6	t-1	t	D014,D013,D084
7	t-1	t	D952,D014,D021,D084,D013,D951
8	t-1	t	D952,D013,D014,D021,D084
9	t-1	t	D014,D021,D084,D013
10	t-1	t, t-3	D084,D093,D013,D014,D042
11	t-1	t	D013,D08,D093,D042
12	t-1	t, t-1	D084,D031,D952
13	t-1	t, t-1	D952,D013,D084,D093,D031,D001
14	t-1	t, t-1, t-2	D021,D952,D094
15	t-1	t, t-1	D013,D021,D043,D084,D094,D042,D002
16	no	t, t-1	D013,D014,D092
17	t-1	t	D013,D014,D093,D952,D084,D031
18	no	t, t-1	D092,D023,D034,D024,D012,D021,D084
19	t-1	t	D013,D092,D951,D992,D042
20	no	t	D014,D021,D002
21	t-1	t	D013,D084,D093,D014,D952
22	t-1	t-1	D013,D014,D043,D084,D093,D951
23	t-1	t	D084,D013,D031,D014,D952
24	t-1	t	D013,D084,D014,D952
25	t-1	t-1	D084,D014,D013,D952,D021
26	t-1	t	D013,D084,D014,D042,D093
27	t-1	t	D084,D993,D093,D013,D951
28	t-1	t	D014,D021,D952,D102,D013,D084,D031
29	t-1, t-2	t	D014,D084,D093,D022,D103,D013
30	t-1	t	D094,D012
31	t-1	t	D084
32	t-1	t-1	D084
33	t-1	t, t-2	D013,D022,D084,D093
34	t-1	t	D084
35	t-1	t	D013,D084,D014,D093
36	t-1	t	D084,D013,D093,D021,D014
37	no	t	D014,D084,D013,D093,D031,D021