

UN PROCEDIMIENTO PARA LA PREDICCIÓN A CORTO PLAZO DEL PIB

Este artículo ha sido elaborado por Luis Julián Álvarez, Alberto Cabrero y Alberto Urtasun, de la Dirección General del Servicio de Estudios.

Introducción

La caracterización de la situación coyuntural de la economía y la proyección de su evolución futura constituyen tareas de especial relevancia desde la perspectiva de un banco central. En general, los ejercicios de proyección macroeconómica a corto y medio plazo parten de un esquema analítico que se apoya en una labor de síntesis de la información coyuntural más reciente y en el conocimiento estructural de la economía dentro del marco de las cuentas nacionales. En este artículo se presenta una herramienta para realizar previsiones de crecimiento del PIB a corto plazo, que se suma a otras empleadas con carácter interno en el Banco de España¹.

Existe una amplia gama de técnicas cuantitativas que permiten realizar previsiones de las variables macroeconómicas de interés, entre las que cobra particular relevancia el PIB, cada una de ellas con distintas ventajas y limitaciones. Una forma de clasificar las distintas técnicas disponibles para la proyección de esta variable en el corto plazo consiste en distinguir entre los enfoques directos —los que dan como resultado una proyección del PIB a partir de distintos indicadores de corto plazo— y los indirectos —aquellos en los que se proyectan los distintos componentes del producto por el lado de la demanda o de la oferta para ser agregados posteriormente²—.

En este artículo se resumen los aspectos más relevantes del BEST (*Banco de España Short-Term forecasting model*), un procedimiento de previsión directa del PIB. En concreto, a partir de un amplio conjunto de indicadores se ha estimado un número igualmente elevado de modelos multivariantes, del tipo vectorial autorregresivo, que incorporan el PIB y una serie de indicadores que se determina de acuerdo con criterios estadísticos. La agregación de los resultados de estos modelos da lugar a una proyección del PIB. El período para el que se evalúa la capacidad predictiva del modelo es el comprendido entre el primer trimestre de 2008 y el segundo de 2014, etapa dominada por la doble recesión de la economía española, que planteó retos importantes para la realización de proyecciones macroeconómicas.

Tras esta breve introducción, la estructura del artículo es la siguiente. En la segunda sección se presenta el conjunto de indicadores que forman parte de la base de datos utilizada. Posteriormente, se describe la estrategia de modelización empleada. En el cuarto apartado se analiza la calidad predictiva del procedimiento propuesto, comparando las proyecciones obtenidas a partir del modelo BEST con las que resultan de un modelo estadístico sencillo. La última sección del artículo presenta las principales conclusiones.

La base de datos

Para este trabajo se ha elaborado una base de datos de 133 indicadores económicos de naturaleza muy diversa, que incluye variables reales de actividad y demanda (tanto cuantitativas como cualitativas), de precios y financieras referidas a la economía española y a otras economías de interés. El período muestral empieza en el primer trimestre de 1995 y termina en el segundo de 2014. El criterio utilizado para la construcción de la base de

¹ Véase, por ejemplo, Camacho y Pérez Quirós (2011).

² Los distintos organismos que realizan de forma habitual previsiones utilizan aproximaciones distintas, e incluso, en muchos casos, el mismo organismo mantiene un conjunto más o menos amplio de modelos de predicción a corto plazo.

datos ha sido el de considerar todos aquellos indicadores económicos relevantes *a priori* en el análisis de la evolución del PIB. La inclusión de un determinado indicador en la base de datos ha de responder a tres criterios: en primer lugar, la disponibilidad de una serie temporal larga que permita su inclusión en un modelo econométrico; en segundo lugar, que su publicación tenga lugar con anterioridad a la difusión de la Contabilidad Nacional Trimestral; y, en tercer lugar, que su frecuencia sea mensual, de modo que resulte posible incorporar nueva información a lo largo del trimestre, si bien esto plantea algunas dificultades en la modelización, como se indica en el epígrafe siguiente.

En el proceso de selección de indicadores ha sido preciso salvar algunas dificultades. Así, con frecuencia, las series publicadas, a diferencia de lo que ocurre con el PIB, no están corregidas de estacionalidad y efectos calendario, lo que ha requerido la realización de estos ajustes, para lo cual se ha hecho uso de la metodología TRAMO-SEATS. Asimismo, algunos indicadores se refieren a variables nominales, por lo que ha sido preciso deflactarlos para que resulten informativos acerca de la evolución del producto en términos reales. Por último, el rango temporal disponible para algunas series era excesivamente corto. Para solventar este obstáculo se han utilizado técnicas estadísticas de retroproyección³.

Los indicadores de la base de datos están agrupados en siete bloques, atendiendo a su contenido económico y con el fin de facilitar una eventual predicción del PIB a partir de sus componentes. El cuadro 1 muestra estos bloques junto con una selección de los indicadores más representativos de cada uno de ellos y sus correlaciones con la variación intertrimestral del PIB para el conjunto de la muestra y para el período más reciente, que se inicia en el primer trimestre de 2008, más vinculado a la última crisis económica. Las correlaciones con el producto son particularmente elevadas en el caso de los indicadores de opinión y de actividad, y, por el contrario, reducidas cuando se trata de variables del sector público o de variables monetarias y financieras. Asimismo, se observa que, con carácter general, los distintos indicadores tienden a presentar correlaciones más elevadas con el PIB en el período 2008-2014. Para algunos indicadores, la correlación con el PIB del siguiente trimestre es mayor que la correlación contemporánea. En estos casos, la condición de indicador adelantado refuerza su utilidad para la previsión. En el gráfico 1 se representa una selección de las series temporales consideradas, donde se observa que la relación de los indicadores con el PIB varía a lo largo del tiempo, lo que justificaría la consideración *a priori* de un amplio conjunto de indicadores en los modelos de previsión.

La estrategia de modelización

A la hora de elegir la técnica econométrica más apropiada, el analista debe tomar decisiones de diferente naturaleza. En primer lugar, existe un amplio abanico de técnicas econométricas que se pueden usar en los ejercicios de previsión. En el BEST, se ha optado por utilizar la metodología VAR. Este tipo de modelos multivariantes suponen que cada variable depende tanto de su propio pasado como del pasado del resto de variables consideradas. Estos modelos se vienen utilizando en la predicción desde el trabajo pionero de Doan, Litterman y Sims (1984). Algunos trabajos más recientes [Camba-Méndez *et al.* (2001) y Rünstler *et al.* (2009)] han añadido indicadores coyunturales en modelos VAR bivariantes.

En este trabajo, los modelos VAR empleados incorporan el PIB y un conjunto de indicadores, cuyo número se determina en función de criterios estadísticos. En la práctica, los

³ Estas técnicas se basan en la construcción de series históricas del indicador a partir de los perfiles de indicadores similares.

Indicador (a)	I TR 1995 - II TR 2014		I TR 2008 - II TR 2014	
	Contemporáneo	Adelanto un trimestre	Contemporáneo	Adelanto un trimestre
1 Indicadores reales de demanda	0,39	0,38	0,32	0,37
Indicador sintético de consumo	0,64	0,64	0,56	0,41
Indicador sintético de equipo	0,60	0,67	0,59	0,74
Matriculación de vehículos de carga	0,44	0,54	0,38	0,59
Confianza servicios EC. Sintético	0,83	0,79	0,61	0,29
Importaciones de bienes intermedios	0,40	0,50	0,67	0,72
Exportación de bienes intermedios	0,23	0,32	0,49	0,57
2 Indicadores reales de actividad	0,60	0,56	0,53	0,47
Ventas totales AT. Industria	0,66	0,71	0,60	0,83
Consumo de energía eléctrica	0,84	0,72	0,67	0,29
IPI total	0,68	0,74	0,70	0,87
Ventas totales AT. Ventas actividades inmobiliarias	0,24	0,15	0,04	-0,21
IASS. Indicador actividad sector servicios	0,75	0,76	0,73	0,75
Afiliados medios totales	0,93	0,91	0,94	0,80
Ventas totales AT. Agricultura	0,11	0,00	0,32	0,21
Indicador sintético total actividad del Ministerio de Economía	0,79	0,85	0,73	0,85
3 Indicadores del sector público	0,33	0,41	0,35	0,47
Afiliados medios APEDUSAN (b)	0,53	0,48	0,27	0,05
Impuestos indirectos netos	0,20	0,10	0,23	0,04
4 Indicadores de opinión	0,52	0,51	0,53	0,55
PMI compuesto. Nuevos pedidos	0,48	0,49	0,65	0,65
Confianza comercio al por menor EC	0,84	0,87	0,59	0,64
Confianza industria EC. Actividad	0,80	0,85	0,51	0,67
PMI manufacturas. Expectativas de empleo	0,88	0,82	0,92	0,79
Confianza industria EC. Expectativas de empleo	0,71	0,69	0,06	0,08
PMI servicios. Actividad	0,89	0,88	0,82	0,88
5 Indicadores internacionales	0,46	0,52	0,35	0,42
Índice bursátil EUROSTOXX amplio	0,28	0,43	0,31	0,60
Competitividad de España frente a países UE-17 (con precios de consumo)	0,31	0,27	0,36	0,31
Sentimiento económico de la UEM	0,26	0,37	0,52	0,82
IPI Alemania	0,48	0,42	0,80	0,71
6 Indicadores de precios	0,49	0,48	0,49	0,51
IPC	0,42	0,34	0,49	0,25
Precio petróleo importado	0,32	0,23	0,78	0,51
7 Indicadores monetarios y financieros	0,62	0,63	0,65	0,66
Tipo euríbor a tres meses	0,42	0,30	-0,20	-0,42
Financiación a empresas y familias	0,70	0,66	-0,31	-0,50
Medios de pago	0,38	0,53	-0,22	0,21
Índice general de la Bolsa de Madrid	0,25	0,41	0,17	0,46

FUENTES: Eurostat, Instituto Nacional de Estadística, Ministerio de Economía y Competitividad, Ministerio de Trabajo y Seguridad Social, Intervención General de la Administración del Estado, Markit y Banco de España.

a Las correlaciones por áreas se computan como media de todos los indicadores disponibles asignados para cada área en la base de datos.

Descomposición de los indicadores por áreas: demanda 27; actividad 38; sector público 3; opiniones 28; internacionales 8; precios 7; financieros y monetarios 22.

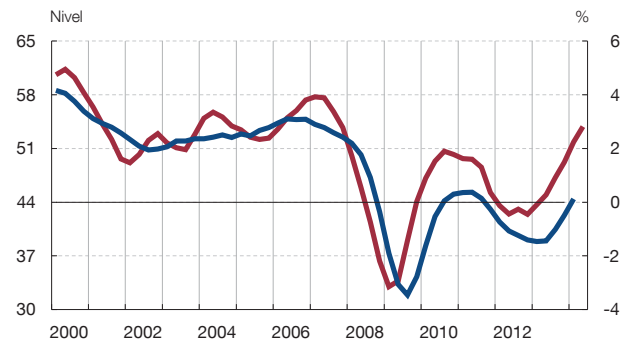
b APEDUSAN: administraciones públicas, educación y sanidad.

TASA DE VARIACIÓN DE MEDIAS MÓVILES DE TRES TRIMESTRES SOBRE LA DE LOS TRES TRIMESTRES ANTERIORES. INDICADORES EN TÉRMINOS REALES Y AJUSTADOS DE ESTACIONALIDAD, SALVO INDICACIÓN EN CONTRARIO

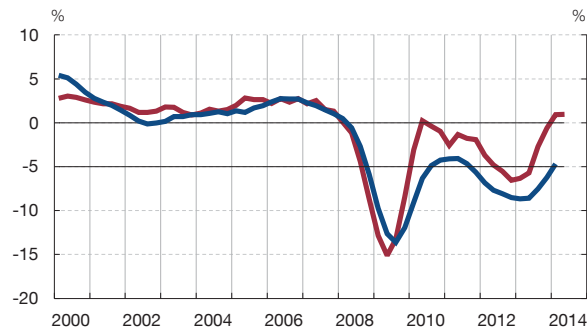
IPI TOTAL



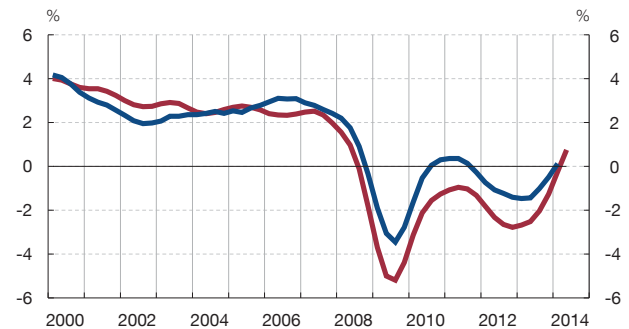
PMI COMPUESTO DE ACTIVIDAD (NIVELES)



INDICADOR DE ACTIVIDAD DEL SECTOR SERVICIOS (IAS)



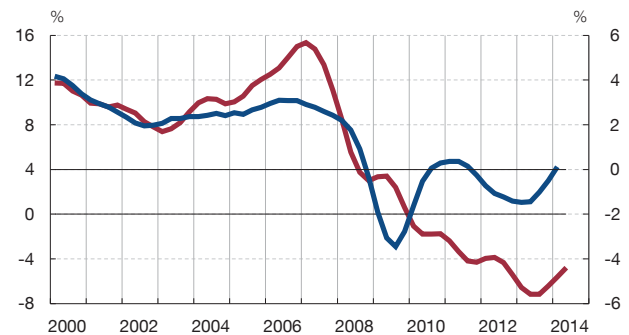
AFILIADOS MEDIOS TOTALES



SENTIMIENTO ECONÓMICO DE LA UEM



FINANCIACIÓN A EMPRESAS Y FAMILIAS



— PIB (Escala dcha.) — INDICADOR

FUENTES: Eurostat, Instituto Nacional de Estadística, Ministerio de Economía y Competitividad, Ministerio de Trabajo y Seguridad Social, Markit y Banco de España.

indicadores se publican con anterioridad al PIB, por lo que resulta de provecho incorporar esta información más reciente en la estimación de la tasa de variación del PIB para el trimestre en curso (*nowcast*) o para el trimestre recién acabado (*backcast*). Con el fin de tener en cuenta esta información, en este trabajo se hace uso de las técnicas de predicción condicionada desarrolladas en Waggoner y Zha (1999). Intuitivamente, se parte de una predicción del PIB que no incorpora la información de los indicadores en el trimestre en

curso (previsión incondicional), modificándose esta de forma óptima a medida que se va recibiendo esa información coyuntural a lo largo del trimestre⁴.

La distinta frecuencia de los indicadores (mensual) y del PIB (trimestral) supone una dificultad en la modelización. En el BEST se ha optado por incluir previsiones mensuales de los indicadores para completar el trimestre en curso⁵. Esta es la práctica habitual de los institutos de estadística encargados de la estimación del PIB y de otros bancos centrales [Bell *et al.* (2014)]. De forma alternativa, se podrían emplear modelos con mezcla de distintas frecuencias (*mixed-frequency models*, en la terminología inglesa).

Una vez adoptada la estrategia de modelización, la siguiente decisión es la relativa a la selección de los indicadores más adecuados. En la práctica, la incorporación de variables adicionales en un modelo no siempre garantiza un mejor comportamiento predictivo. Por un lado, la inclusión de más indicadores permite, *a priori*, una mejor aproximación a la realidad. Pero, por otro lado, supone también un incremento del número de parámetros que se estiman, lo que puede reducir la precisión de las estimaciones y, por tanto, de las propias previsiones. De hecho, no hay consenso en la literatura sobre el número óptimo de variables que se deben considerar, coexistiendo modelos con un número muy elevado de indicadores junto a otros que contienen unas pocas variables. En este proyecto se ha optado por un enfoque intermedio: se utilizan modelos de tamaño reducido, para evitar estimar una cifra muy alta de parámetros, pero se estiman numerosos modelos, de forma que se pueda captar la información de un conjunto amplio de indicadores. Para seleccionar las variables incluidas en cada modelo se va de lo particular a lo general (*forward selection*), es decir, se va incluyendo en cada paso un indicador adicional [véase Bai y Ng (2008)]. En concreto, se parte de 133 modelos bivariantes (uno por cada indicador disponible) que incluyen el PIB junto a uno de los indicadores de la base de datos y se les van añadiendo variables adicionales de la base de datos hasta que introducir una nueva no aporte información adicional relevante al modelo. De este modo, cada uno de estos 133 modelos puede presentar un número de retardos y de desfases diferente.

El enfoque conlleva estimar 133 modelos y obtener sus correspondientes previsiones puntuales. Para resumir la información de estos modelos se pueden combinar sus resultados mediante algún criterio de ponderación. La literatura sobre combinación de predicciones es muy amplia y, en general, tiende a mostrar que la combinación de modelos con distintos conjuntos de información proporciona predicciones más precisas que un único modelo, ya que es menos probable que en el modelo derivado de la combinación de otros modelos existan variables omitidas y, además, este suele ser más robusto ante cambios estructurales.

De manera simplificada, existen dos enfoques generales para combinar las predicciones con el fin de utilizar la información de forma óptima. La primera consiste en eliminar aquellos modelos que tienen una capacidad predictiva menos satisfactoria, y la segunda, en ponderar cada modelo según alguna medida de su capacidad predictiva. En los ejercicios que se presentan a continuación se considera la media del 5 % de los modelos

4 Sin pérdida de generalidad, se puede considerar un modelo VAR con dos variables: el PIB y un indicador. La previsión incondicional depende de los retardos de ambas variables, ya que la esperanza del residuo es nula. Sin embargo, al conocer el indicador se dispone de una estimación del error de previsión cometido para aquel y, por lo tanto, la esperanza condicionada a esta nueva información del error para el PIB es distinta de cero.

5 Para ello se utilizan modelos de función de transferencia o modelos univariantes.

Modelo	I TR 2008 - II TR 2014	I TR 2008 - IV TR 2010	I TR 2011 - II TR 2014
Media simple	0,27	0,22	0,55
Media ponderada por el error cuadrático medio	0,29	0,26	0,54
Media del 5 % de los mejores modelos	0,22	0,19	0,47

FUENTE: Banco de España.

más precisos, así como la media ponderada por la inversa del error cuadrático medio⁶. Adicionalmente, se emplea la media simple.

Resultados

Para valorar el procedimiento BEST se ha realizado un ejercicio sencillo, en el que, para cada trimestre del período comprendido entre el primer trimestre de 2008 y el segundo de 2014, se computa el error de previsión de la tasa de variación intertrimestral del PIB, definido como la diferencia entre la estimación del INE y la proyección obtenida a partir de la información de los distintos indicadores que estaban disponibles en cada una de estas fechas, lo que se conoce en la literatura como «un ejercicio en *cuasi* tiempo real⁷». Como es habitual en este tipo de ejercicios, la bondad predictiva del modelo se compara con la de un modelo estadístico sencillo de referencia; en concreto, con la de un proceso autorregresivo de primer orden⁸. Adicionalmente, para valorar la precisión de las predicciones se muestran los resultados para los subperíodos mencionados.

El cuadro 2 muestra el error cuadrático medio (ECM) relativo al modelo sencillo para los tres procedimientos de combinación de predicciones que se han descrito. Valores superiores a la unidad de este cociente implican que el modelo univariante es más preciso que el BEST, mientras que valores inferiores a la unidad suponen que el BEST presenta una mayor capacidad predictiva.

La principal conclusión de este ejercicio es que el BEST, independientemente de la estrategia de combinación de predicciones considerada, es considerablemente más preciso que el modelo sencillo. Para el conjunto de la muestra, el error es entre un quinto y un tercio del modelo autorregresivo. Este resultado se mantiene para los diferentes períodos temporales considerados. Entre los diferentes procedimientos de combinación que se han empleado, destaca el promedio del 5 % de los mejores modelos, ya que muestra un error cuadrático medio menor que la media simple de todos los modelos o la media de los modelos ponderada por la inversa del error cuadrático medio. En concreto, con esta métrica, el error es prácticamente la quinta parte del asociado al modelo sencillo.

En los paneles superiores del gráfico 2 se presentan las diferentes predicciones realizadas para cada uno de los trimestres del subperíodo más reciente, junto con las estimaciones del crecimiento del PIB. Con la excepción del último trimestre de 2012, en el que infraestimó el retroceso del PIB⁹, por lo general los errores son reducidos, tanto en los períodos de desaceleración del PIB como en los de aceleración.

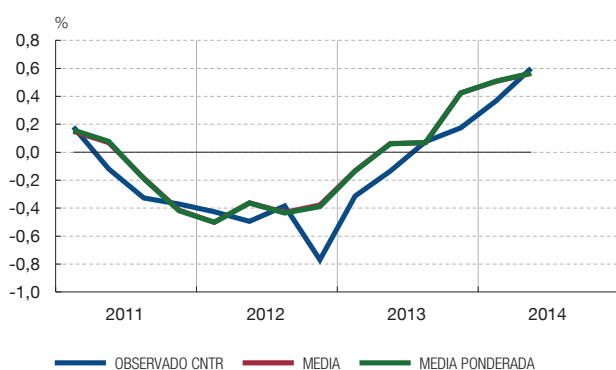
6 Para obtener estas ponderaciones se utiliza la información disponible en cada momento, de forma que se mantiene la naturaleza *pseudo real-time* del ejercicio.

7 El ejercicio es *cuasi* tiempo real porque no se consideran las revisiones que tienen las series a lo largo del tiempo. En todo caso, las revisiones en la mayoría de los indicadores son poco relevantes.

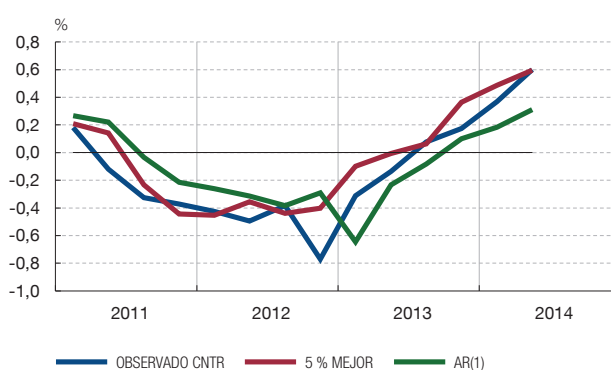
8 Para asegurar la coherencia del ejercicio, las previsiones se realizan reestimando el modelo cada trimestre con la información disponible en cada momento.

9 Hay que recordar que este trimestre supuso una sorpresa negativa muy acusada para la mayor parte de los analistas, ya que los indicadores coyunturales mostraron una evolución menos adversa que la del PIB.

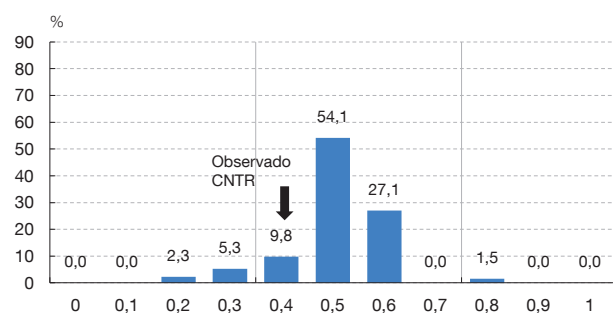
COMPARACIÓN DE DISTINTOS MODELOS DE PREVISIÓN



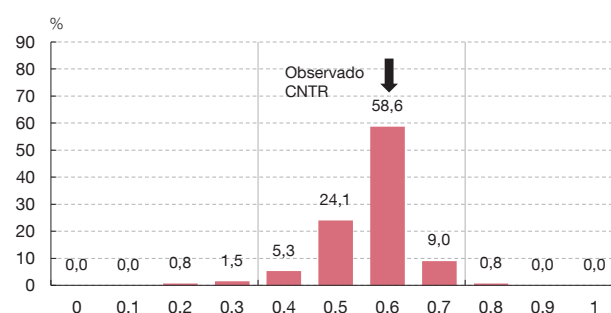
COMPARACIÓN DE DISTINTOS MODELOS DE PREVISIÓN



DISTRIBUCIÓN DE PREVISIONES PARA I TR 2014



DISTRIBUCIÓN DE PREVISIONES PARA II TR 2014



FUENTES: Instituto Nacional de Estadística y Banco de España.

Los tres procedimientos para combinar los resultados que se han presentado son un resumen de las proyecciones del conjunto de modelos estimados cada trimestre, pero el análisis de la distribución de estas predicciones contiene, en sí mismo, interés, en la medida en que permite ver si los diferentes modelos presentan resultados similares o divergentes. A modo de ejemplo, en los paneles inferiores del gráfico 2 se muestra la distribución de las previsiones para el primer y el segundo trimestres de 2014. En el caso del primer trimestre, la distribución de las predicciones apuntaba a un crecimiento aproximadamente una décima superior al observado¹⁰. En el del segundo trimestre de 2014 la mayor parte de los modelos proyectaron un crecimiento del PIB del 0,6 %, coincidente con la cifra estimada por el INE.

Conclusiones

En este artículo se presenta una herramienta para realizar previsiones de crecimiento del PIB a corto plazo, que se suma a otras empleadas de modo regular en el Banco de España. A diferencia de otras alternativas, este procedimiento incorpora un gran número de indicadores coyunturales, que se procesan de forma eficiente, y supone una aproximación novedosa en las técnicas de previsión desarrolladas en España. Para ello, se consideran 133 modelos vectoriales autorregresivos y se emplean técnicas de predicción condicionada que emplean un amplio volumen de información coyuntural reciente. Estos modelos son de tamaño reducido, al objeto de evitar estimar modelos con un elevado número de parámetros.

¹⁰ Por simplificación, en el gráfico se ha redondeado al primer decimal la distribución de predicciones.

La evaluación realizada del procedimiento propuesto muestra un resultado prometedor, si bien se debe tener en cuenta que el período muestral considerado es todavía relativamente reducido. Asimismo, la próxima publicación de la serie trimestral del PIB de acuerdo con el Sistema Europeo de Cuentas Económicas Integradas (SEC-2010) hará necesaria una nueva evaluación de las propiedades de este procedimiento de proyección del PIB. Este procedimiento de previsión a corto plazo es susceptible de emplearse para la predicción de otras variables macroeconómicas de interés. En concreto, una extensión natural sería elaborar modelos para los diferentes componentes del PIB desde el punto de vista tanto de la demanda como de la oferta.

13.10.2014.

BIBLIOGRAFÍA

- BAI, J., y S. NG (2008). «Forecasting economic time series using targeted predictors», *Journal of Econometrics*, vol. 146, n.º 2, octubre, pp. 304-317.
- BELL, V., L. W. CO, S. STONE y G. WALLIS (2014). «Nowcasting UK GDP Growth», *Quarterly Bulletin*, primer trimestre, Bank of England.
- BULLIGAN, G., M. MARCELLINO y F. VENDITTI (2012). *Forecasting economic activity with higher frequency targeted predictors*, Banca d'Italia Working Paper, n.º 847.
- CAMACHO, M., y G. PÉREZ QUIRÓS (2011). *SPAIN-STING: Spain Short-Term Indicator of Growth*, The Manchester School, vol. 79, n.º S1, pp. 594-616.
- CAMBA-MÉNDEZ, G., G. KAPETANIOS, R. J. SMITH y M. R. WEALE (2001). «An automatic leading indicator of economic activity: forecasting GDP growth for European countries», *Econometrics Journal*, 4, pp. 56-90.
- DOAN, T., R. B. LITTERMAN y C. A. SIMS (1984). «Forecasting and Conditional Projection Using Realistic Prior Distributions», *Econometric Reviews*, vol. 3, n.º 1.
- KITCHEN, J., y R. M. MONACO (2003). «Real-time forecasting in practice: the US Treasury staff's real-time GDP forecast system», *Business Economics*, 38 (4), pp. 10-19.
- GÓMEZ, V., y A. MARAVALL (1996). *Programs TRAMO and SEATS*, Documentos de Trabajo, n.º 9628, Banco de España.
- RÜNSTLER, G., K. BARHOUMI, S. BENK, R. CRISTADORO, A. DEN REIJER, A. JAKAITIENE, P. JELONEK, A. RUA, K. RUTH y C. VAN NIEUWENHUYZE (2009). «Short-Term Forecasting of GDP Using Large Datasets: A Pseudo Real-Time Forecast Evaluation Exercise», *Journal of Forecasting*, 28, pp. 595-611.
- WAGGONER, D. F., y T. ZHA (1999). «Conditional Forecasts in Dynamic Multivariate Models», *The Review of Economics and Statistics*, MIT Press, vol. 81 (4), noviembre, pp. 639-651.