

Un procedimiento para la predicción a corto plazo del PIB por el lado de la oferta

Artículo 18
09/03/2023

<https://doi.org/10.53479/29771>

Motivación

El impacto desigual por ramas de actividad de las recientes perturbaciones que han afectado a la economía española, vinculadas tanto al COVID-19 o como al repunte de los precios energéticos, ha puesto de manifiesto la importancia del seguimiento de la actividad por el lado de la oferta.

Ideas principales

- Este artículo presenta un procedimiento de previsión del PIB trimestral a partir de la combinación de indicadores de frecuencia mensual que permite estimar el crecimiento del valor añadido bruto de cada rama de actividad.
- Los resultados obtenidos en términos de capacidad predictiva muestran la utilidad de un enfoque desagregado por ramas de actividad como una herramienta complementaria para el seguimiento coyuntural de la actividad.

Palabras clave

Ciclo económico, crecimiento, series temporales, previsiones, sectores.

Códigos JEL

E32, E37, C22.

Artículo elaborado por:

Alejandro Fernández Cerezo
Dpto. de Análisis de la Situación Económica
Banco de España

Introducción

El análisis de la situación coyuntural de la actividad económica es un ingrediente fundamental para las autoridades con capacidad de decisión en los ámbitos económico y financiero. Los ejercicios de proyección macroeconómica a corto y a medio plazo se apoyan, por un lado, en el conocimiento estructural de la economía y, por otro, en una labor de síntesis de la información coyuntural más reciente, proceso en el cual se utilizan, de manera auxiliar, modelos econométricos.

El impacto desigual de la crisis del COVID-19 por ramas de actividad y la reciente perturbación ligada al incremento de los precios energéticos han puesto de manifiesto la importancia del seguimiento de la actividad por el lado de la oferta. Además, el análisis coyuntural a nivel sectorial permite analizar qué sectores están detrás de las variaciones en las previsiones a corto plazo del PIB. De esta forma, se puede analizar si el crecimiento del PIB está asociado a perturbaciones que afectan a un sector económico concreto¹, complementando el enfoque por el lado de la demanda, más ampliamente usado en el análisis coyuntural por parte de distintos organismos.

En este artículo se resumen los aspectos más relevantes de un procedimiento de previsión indirecta² del PIB español a corto plazo por el lado de oferta³. En concreto, a partir de un conjunto de indicadores de frecuencia mensual, se realizan previsiones del trimestre corriente (*nowcast*) de cada uno de los componentes del PIB por el lado de la oferta (esto es, del valor añadido bruto —VAB— por ramas de actividad), usando un enfoque basado en el muestreo de datos de frecuencia mixta o MIDAS (por las siglas en inglés de Mixed-DATA Sampling). La agregación de los resultados de estos componentes sectoriales 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 2020 y el tercero de 2022, etapa dominada por la crisis sanitaria y su posterior recuperación, 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

1 La dispersión en el crecimiento del VAB por sectores de actividad suele ampliarse en las recesiones, y son las ramas que ofertan bienes de inversión o de consumo discrecional las que experimentan contracciones más pronunciadas (Rees, 2020).

2 Una forma de clasificar las técnicas disponibles para la proyección del PIB en el corto plazo consiste en distinguir entre los enfoques directos —los que arrojan una proyección del PIB a partir de distintos indicadores— y los indirectos —los que proyectan los distintos componentes del producto para ser agregados posteriormente—.

3 Para otros modelos utilizados en los ejercicios de previsión del Banco de España, véanse, por ejemplo, Aguilar, Ghirelli, Pacce y Urtasun (2021), Arencibia, Gómez Loscos, De Luis y Pérez Quirós (2017), Álvarez, Cabrero y Urtasun (2014), y Camacho y Pérez Quirós (2010, 2011).

predictiva del procedimiento propuesto. La última sección del artículo presenta las principales conclusiones.

La base de datos

Desde el lado de la oferta de la economía, el PIB a precios de mercado se define como la suma del VAB de los sectores productivos más los impuestos menos los subsidios sobre los productos. Las ramas de actividad se agrupan y codifican en referencia a la Clasificación Nacional de Actividades Económicas de 2009 (CNAE-2009). En concreto, la Contabilidad Nacional Trimestral (CNTR) del Instituto Nacional de Estadística (INE) ofrece una desagregación del VAB en diez grandes ramas de actividad (secciones de la CNAE-2009 entre paréntesis): agricultura, ganadería, silvicultura y pesca (A), industria (B-E), construcción (F), comercio, transporte y hostelería (G-I), información y comunicaciones (J), actividades financieras y de seguros (K), actividades inmobiliarias (L), actividades profesionales, científicas y técnicas, y otras (M-N), administración pública, educación y sanidad (O-Q), y actividades artísticas, recreativas y otros servicios (R-T).

Respecto a los indicadores económicos de mayor frecuencia, en España existe un amplio conjunto de variables disponibles a nivel sectorial. 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 CNTR⁴; 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. Por ejemplo, algunas series publicadas, a diferencia de lo que ocurre con el PIB, no están corregidas de estacionalidad y de efectos de calendario, lo que requiere la realización de estos ajustes.

La aproximación habitual para seleccionar los indicadores más representativos consiste en realizar un análisis de correlación entre cada indicador y la variable de referencia de la CNTR, tomando como transformación la tasa intertrimestral de las series ajustadas de estacionalidad, para lo cual se ha hecho uso de la metodología TRAMO-SEATS (Gómez y Maravall, 1998). El cuadro 1 resume los indicadores considerados para cada uno de los sectores productivos y la correlación de cada indicador con su correspondiente serie de VAB en términos reales [por ejemplo, la correlación del índice de producción industrial (IPI) con el VAB de la industria], así como los finalmente utilizados en cada uno de ellos (marcados en cursiva en el cuadro 1). En líneas generales, tanto los indicadores cuantitativos (afiliados a la Seguridad Social y consumo eléctrico) como los de carácter cualitativo (basados en encuestas como los PMI) presentan una correlación positiva y elevada con sus respectivas variables de VAB en la mayoría de las ramas consideradas. Por ejemplo, en el sector industrial ninguno de los cinco indicadores considerados presenta un coeficiente de correlación inferior a 0,8. Por el contrario, los indicadores mensuales de los sectores primario y financiero presentan una correlación más reducida con sus respectivas series de VAB. En el caso de la agricultura, la tasa de variación del VAB presenta una fuerte

4 El INE publica un avance de la CNTR treinta días después de terminado el trimestre de referencia.

Cuadro 1

Indicadores seleccionados en la base de datos y su correlación con la correspondiente serie de VAB a precios constantes

Indicador (a)	Correlación con el VAB real (b)	Comienzo de la serie	Días de desfase desde el fin del período hasta la publicación
AGRICULTURA, GANADERÍA, SILVICULTURA Y PESCA (A)			
<i>Trabajadores afiliados a la Seguridad Social</i>	0,02	ene-2009	t+3
Consumo eléctrico de grandes empresas	-0,18	ene-2010	t+20
INDUSTRIA (B-E)			
<i>Trabajadores afiliados a la Seguridad Social</i>	0,93	ene-2009	t+3
Consumo eléctrico de grandes empresas	0,80	ene-2010	t+20
<i>PMI manufacturero</i>	0,82	feb-1998	t+1
<i>Índice de producción industrial (IPI)</i>	0,96	ene-1995	t+37
CONSTRUCCIÓN (F)			
<i>Trabajadores afiliados a la Seguridad Social</i>	0,89	ene-2009	t+3
Consumo eléctrico de grandes empresas	0,79	ene-2010	t+20
Consumo de cemento	0,65	ene-1995	t+15
COMERCIO, TRANSPORTE Y HOSTELERÍA (G-I)			
<i>Trabajadores afiliados a la Seguridad Social</i>	0,99	ene-2009	t+3
Consumo eléctrico de grandes empresas	0,92	ene-2010	t+20
<i>PM de servicios</i>	0,83	ago-1999	t+3
<i>Índice de comercio al por menor (ICM)</i>	0,90	ene-2003	t+28
INFORMACIÓN Y COMUNICACIONES (J)			
<i>Trabajadores afiliados a la Seguridad Social</i>	0,81	ene-2009	t+3
Consumo eléctrico de grandes empresas	0,74	ene-2010	t+20
<i>PMI de servicios</i>	0,63	ago-1999	t+3
ACTIVIDADES FINANCIERAS Y DE SEGUROS (K)			
<i>Trabajadores afiliados a la Seguridad Social</i>	0,33	ene-2009	t+3
Consumo eléctrico de grandes empresas	-0,04	ene-2010	t+20
Stock de crédito a otros sectores residentes	0,28	ene-1962	t+55
ACTIVIDADES INMOBILIARIAS (L)			
<i>Trabajadores afiliados a la Seguridad Social</i>	0,77	ene-2009	t+3
Consumo eléctrico de grandes empresas	0,70	ene-2010	t+20
<i>PMI de servicios</i>	0,67	ago-1999	t+3
ACTIVIDADES PROFESIONALES, CIENTÍFICAS Y TÉCNICAS, Y OTRAS (M-N)			
<i>Trabajadores afiliados a la Seguridad Social</i>	0,96	ene-2009	t+3
Consumo eléctrico de grandes empresas	0,72	ene-2010	t+20
<i>PMI de servicios</i>	0,74	ago-1999	t+3
ADMINISTRACIÓN PÚBLICA, EDUCACIÓN Y SANIDAD (O-Q)			
Trabajadores afiliados a la Seguridad Social	0,36	ene-2009	t+3
Consumo eléctrico de grandes empresas	0,07	ene-2010	t+20
ACTIVIDADES ARTÍSTICAS, RECREATIVAS Y OTROS SERVICIOS (R-T)			
<i>Trabajadores afiliados a la Seguridad Social</i>	0,90	ene-2009	t+3
Consumo eléctrico de grandes empresas	0,88	ene-2010	t+20
<i>PMI de servicios</i>	0,79	ago-1999	t+3

FUENTE: Banco de España.

a Se muestran en cursiva los indicadores finalmente incluidos en el modelo.

b Correlaciones en términos de las tasas intertrimestrales. Los indicadores mensuales se trimestralizan tomando la media aritmética. Las variables de CNTR y los indicadores son series ajustadas de estacionalidad, salvo que se indique lo contrario.

volatilidad, que es difícilmente captada por los indicadores disponibles, mientras que el VAB del sector de actividades financieras y de seguros presenta dificultades de aproximación mediante indicadores parciales debido a la propia naturaleza del sector⁵.

Además de exhibir una elevada correlación con el VAB de cada sector, los indicadores mensuales elegidos deben cumplir, como se mencionó anteriormente, con un criterio de oportunidad y disponibilidad, es decir, es poco probable que los indicadores que son publicados con un retraso de publicación de más de tres meses proporcionen información útil a la hora de prever el crecimiento del VAB en el trimestre corriente. En algunos casos, como los datos de afiliados a la Seguridad Social y de consumo eléctrico de grandes empresas, las series tienen un retraso de publicación muy bajo y están disponibles para todos los sectores de actividad a dos dígitos de la CNAE-2009, por lo que se consideran especialmente adecuados de cara al propósito de este trabajo. En el gráfico 1 se muestra una selección de las series temporales consideradas para varios sectores representativos, donde se observa que la relación de los indicadores con el VAB real 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

La disponibilidad de datos en diferentes frecuencias temporales (también conocidos como «de frecuencia mixta») supone un reto a la hora de incorporarlos en los ejercicios de previsión a corto plazo de las variables macroeconómicas. Por un lado, las variables de alta frecuencia contienen información potencialmente valiosa sobre la evolución reciente de la actividad. Por otro lado, los modelos tradicionales de estimación no resultan adecuados para analizar la información de alta frecuencia directamente si las principales variables macroeconómicas (como el PIB) están disponibles con una frecuencia más baja. Por este motivo, la literatura ha desarrollado técnicas econométricas sobre predicción a corto plazo con datos de frecuencia mixta⁶.

La estrategia de modelización seguida en este artículo se basa en la metodología MIDAS. Se trata de un modelo uniecuacional que permite incorporar la información relevante disponible en el momento de realizar las estimaciones en distintas frecuencias (VAB trimestral e indicadores de actividad mensuales). El MIDAS es un modelo relativamente reciente, aplicado inicialmente en el campo de las finanzas (Ghysels, Sinko y Valkanov, 2007), que se ha expandido en los últimos años al ámbito de la macroeconomía [Clements y Galvao (2008, 2009) o Kuzin, Marcelino y Schumacher (2011)]. Uno de los motivos por los que los modelos MIDAS se han expandido ampliamente es su flexibilidad y sencillez, que permite incorporar dentro del modelo toda la información disponible para la estimación del PIB en tiempo real. Finalmente, conviene destacar

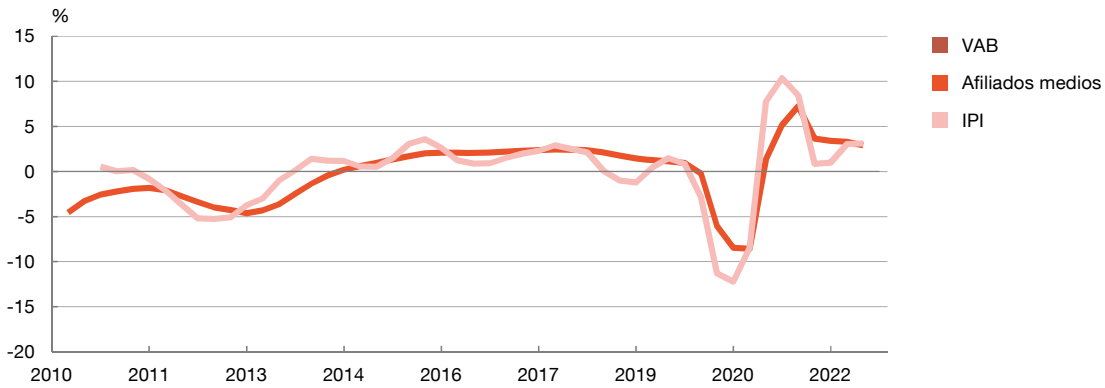
5 La medición del VAB, definido como producción menos consumos intermedios, presenta dificultades en la rama de los servicios de intermediación financiera. Una diferencia clave entre las entidades financieras y el resto de las empresas no financieras radica en la definición del valor de la producción y de los insumos. Por ejemplo, como intermediarios entre ahorradores y prestatarios, los ingresos de los bancos proceden en su mayor parte del margen de intereses: la diferencia entre los intereses recibidos y los intereses pagados. Por esta razón, en las ramas de agricultura y de servicios financieros se ha optado por utilizar como indicador la serie de trabajadores afiliados a la Seguridad Social, a falta de otros indicadores más precisos.

6 Véase Banbura, Giannone, Modugno y Reichlin (2013) para una descripción detallada.

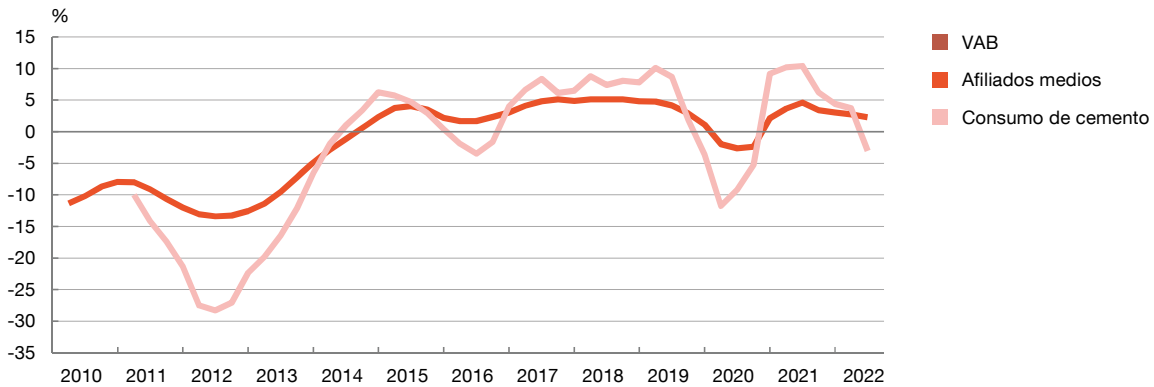
Gráfico 1

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

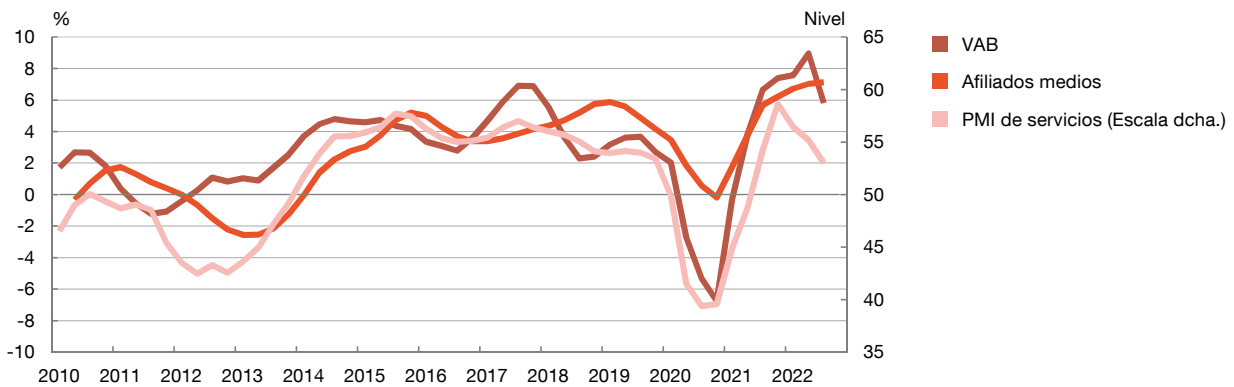
1.a Industria (B-E)



1.b Construcción (F)



1.c Información y comunicaciones (J)



FUENTES: Ministerio de Inclusión, Seguridad Social y Migraciones, S&P Global, Instituto Nacional de Estadística, Oficemen y Banco de España.



que, al ser un modelo uniecuacional, es menos sensible a errores de especificación (Bai, Ghysels y Wright, 2013). El apéndice de este artículo ofrece una descripción más detallada de esta metodología.

En este trabajo, el crecimiento del VAB trimestral a precios constantes de cada sector se modeliza de manera independiente, de modo que habrá una ecuación MIDAS estimada para cada sector de actividad. Posteriormente, las predicciones por ramas se agregan para obtener una predicción de la tasa de variación del VAB total⁷.

Una vez adoptada la estrategia de modelización, al estimar ecuaciones MIDAS es necesario seleccionar la forma funcional utilizada para estimar los coeficientes. Para ello se realiza un ejercicio de evaluación en términos de capacidad predictiva de las diferentes formas funcionales consideradas, como se describe a continuación.

Resultados

Para valorar el funcionamiento de este modelo para la predicción a corto plazo del PIB por el lado de la oferta se ha realizado un ejercicio de previsión en tiempo cuasi real, comparando la estimación del modelo con la primera estimación de la CNTR en cada trimestre, de forma que el modelo es continuamente reestimado utilizando un conjunto actualizado de datos. El ejercicio se realiza para el VAB de la economía de mercado, es decir, excluyendo el sector público y los impuestos netos sobre la producción. El conjunto de datos consta de observaciones desde el primer trimestre de 2010⁸ hasta el tercer trimestre de 2022. Este período se divide en dos: hasta el cuarto trimestre de 2019 se estima el modelo, mientras que desde el primer trimestre de 2020 en adelante se realizan previsiones usando el método de ventana móvil (*rolling window*). Esta división entre muestras de entrenamiento y evaluación permite evaluar la capacidad predictiva durante un período marcado principalmente por la crisis del COVID-19, que planteó retos importantes para la elaboración de previsiones macroeconómicas⁹. Para cada trimestre del período fuera de la muestra se computa el error de previsión del crecimiento 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 disponibles en cada una de estas fechas. 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 orden para cada rama de actividad que luego se agrega para obtener el producto total.

7 El modelo MIDAS se estima para las ramas de la economía de mercado. La tasa de variación del VAB de la rama de administración pública, educación y sanidad (O-Q) y de los impuestos netos sobre los productos proviene de la previsión interna del Banco de España. Estas previsiones se basan fundamentalmente en los supuestos sobre la evolución de los asalariados en el sector público y del consumo real privado, respectivamente.

8 Primera fecha a partir de la cual se dispone de información para todas las variables.

9 Para aislar el efecto de la fase más aguda de la pandemia, que provocó una gran asimetría en las tasas de variación del VAB por ramas, también se evalúa la capacidad predictiva del modelo desde el primer trimestre de 2021 hasta el final de la muestra, esto es, excluyendo el año 2020. Los resultados se mantienen cualitativamente inalterados.

	Modelo	I TR 2020-III TR 2022	I TR 2021-III TR 2022
1 Error cuadrático medio relativo a un AR(1)	MIDAS-Almon	0,04	0,09
	MIDAS-Almon exponencial	0,08	0,11
	MIDAS-U-MIDAS	0,05	0,12
	Modelo	I TR 2020-III TR 2022	I TR 2021-III TR 2022
2 Error cuadrático medio relativo a un modelo MIDAS de previsión directa	MIDAS-Almon	0,15	0,54
	MIDAS-Almon exponencial	0,03	0,12
	MIDAS-U-MIDAS	0,10	0,41

FUENTE: Banco de España.

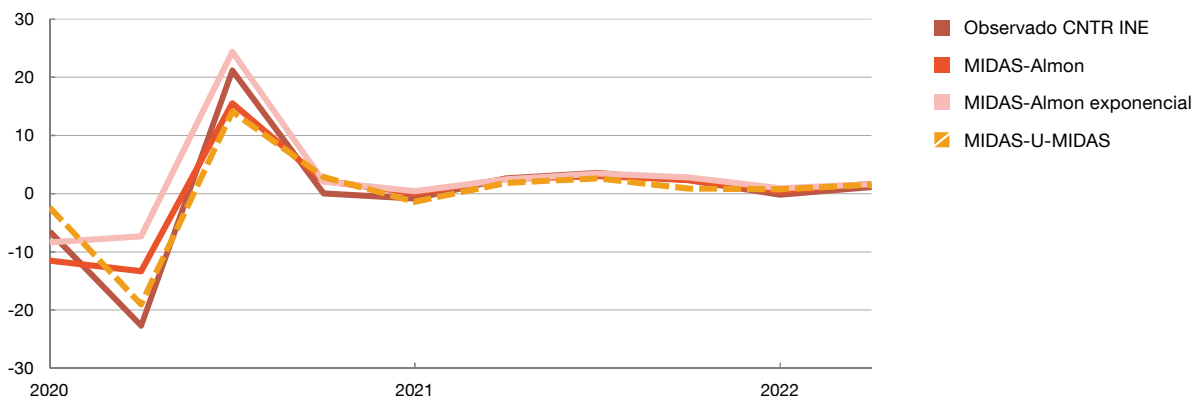
El apartado 1 del cuadro 2 muestra el error cuadrático medio (ECM) relativo al modelo sencillo para diferentes especificaciones de la forma funcional de la ecuación MIDAS típicamente utilizadas en la literatura (Almon, Almon exponencial y U-MIDAS), que se describen en el apéndice de este artículo. Valores superiores a la unidad de este cociente implican que el modelo sencillo es más preciso que la estrategia de modelización basada en el enfoque MIDAS, mientras que valores inferiores a la unidad suponen que esta estrategia presenta una mayor capacidad predictiva.

La principal conclusión de este ejercicio es que este modelo de previsión por el lado de la oferta es considerablemente más preciso que el modelo sencillo. Para el conjunto de la muestra, el error es aproximadamente un décimo del error del modelo autorregresivo. Este resultado se mantiene para el período posterior a la caída y al rebote de la actividad ligados a la fase más aguda de la pandemia. Entre las diferentes especificaciones que se han considerado, destaca la forma funcional Almon, ya que muestra un ECM menor que los demás modelos.

Adicionalmente, resulta de interés investigar si el modelo estimado de forma indirecta (tantas ecuaciones como ramas que luego se agregan para obtener el pronóstico sobre el producto agregado) mejora las previsiones que se obtendrían si se realizara la previsión de forma directa (estimando el VAB de la economía de mercado directamente con los indicadores disponibles a este nivel: afiliados totales a la Seguridad Social, consumo eléctrico total, IPI y datos de PMI). Usando las mismas ventanas de estimación y previsión fuera de muestra que en el ejercicio anterior, el apartado 2 del cuadro 2 muestra el ECM del modelo indirecto relativo al modelo de estimación directa para las mismas especificaciones de la forma funcional de la ecuación MIDAS que en el cuadro anterior. Igualmente, valores inferiores a la unidad suponen que la estrategia indirecta presenta una mayor capacidad predictiva que la directa. Como se puede apreciar, en el conjunto del período de evaluación fuera de muestra los ECM con el modelo indirecto (por ramas de actividad) son menores que con el directo (agregado). Estos resultados están en línea con otros trabajos que apuntan que puede haber ventajas en pronosticar el PIB de manera indirecta

Gráfico 2

Previsiones trimestrales del VAB de la economía de mercado en tiempo cuasi real. Comparación de distintos modelos de previsión



FUENTE: Banco de España.

a través de sus componentes, como Feroni y Marcellino (2014), que, con datos para el área del euro, muestran que, al agregar los componentes, se mejora la calidad de los pronósticos inmediatos del crecimiento del PIB total.

Finalmente, el gráfico 2 presenta las diferentes predicciones realizadas para cada uno de los trimestres del período de evaluación, junto con las estimaciones «flash» del crecimiento del VAB de la economía de mercado según la CNTR. Con la excepción de los tres primeros trimestres de 2020, marcados por una gran volatilidad de la actividad vinculada a las medidas más restrictivas desplegadas durante la fase más aguda de la pandemia, los errores son reducidos, tanto en los períodos de desaceleración de la actividad como en los de aceleración.

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 ofrece información del cuadro macroeconómico completo por el lado de oferta, lo que permite analizar qué sectores están detrás de las fluctuaciones de la actividad en el corto plazo. Para ello, se estiman ecuaciones MIDAS para cada sector productivo, cuyos resultados posteriormente se agregan para obtener una proyección del producto total. Esta metodología permite combinar de forma flexible la información disponible a partir de distintos indicadores coyunturales con resultados satisfactorios en términos de la capacidad predictiva, así como información de utilidad sobre la evolución coyuntural por ramas. En conjunto, los resultados obtenidos muestran la utilidad de un enfoque desagregado por ramas de actividad como una herramienta complementaria para la predicción de corto plazo de la variación del PIB.

BIBLIOGRAFÍA

- Aguilar, Pablo, Corina Ghirelli, Matías Pacce y Alberto Urtañun. (2021). "Can news help measure economic sentiment? An application in COVID-19 times". *Economics Letters*, vol. 199(C), Elsevier.
- Álvarez, Luis Julián, Alberto Cabrero y Alberto Urtañun. (2014). "Un procedimiento para la predicción a corto plazo del PIB". *Boletín Económico - Banco de España*, octubre, pp. 73-80. <https://www.bde.es/f/webbde/SES/Secciones/Publicaciones/InformesBoletinesRevistas/BoletinEconomico/14/Oct/Fich/be1410-art3.pdf>
- Arencibia, Ana, Ana Gómez Loscos, Mercedes de Luis y Gabriel Pérez Quirós. (2017). "Un modelo de previsión del PIB y de sus componentes de demanda". *Boletín Económico - Banco de España*, 4/2017, Artículos Analíticos. <https://www.bde.es/f/webbde/SES/Secciones/Publicaciones/InformesBoletinesRevistas/ArticulosAnaliticos/2017/T4/fich/beaa1704-art30.pdf>
- Bai, J., E. Ghysels y J. Wright. (2013). "State space models and MIDAS regressions". *Econometric Reviews*, 32(7), pp. 779-813.
- Banbura, M., D. Giannone, M. Modugno y L. Reichlin. (2013). "Now-Casting and the Real-Time Data Flow". En G. Elliott, C. Granger y A. Timmermann (eds.). *Handbook of Economic Forecasting*, edition 1, volume 2, chapter 0, pp. 195-237, Elsevier.
- Camacho, Máximo, y Gabriel Pérez-Quirós. (2010). "Introducing the Euro-STING: Short-Term Indicator of Euro Area Growth". *Journal of Applied Econometrics*, 25(4), pp. 663-694.
- Camacho, Máximo, y Gabriel Pérez-Quirós. (2011). "Spain-STING: Spain Short-Term Indicator of Growth". *The Manchester School*, 79, pp. 594-616.
- Clements, M. P., y A. B. Galvão. (2009). "Forecasting US output growth using leading indicators: An appraisal using MIDAS models". *Journal of Applied Econometrics*, 24(7), pp. 1187-1206.
- Clements, M. P., y A. B. Galvão. (2008). "Macroeconomic forecasting with mixed frequency data: Forecasting output growth in the United States". *Journal of Business and Economic Statistics*, 26(4), pp. 546-554.
- Foroni, C., y M. Marcellino. (2014). "A comparison of mixed frequency approaches for nowcasting euro area macroeconomic aggregates". *International Journal of Forecasting*, 30(3), pp. 554-568.
- Ghysels, E., P. Santa-Clara y R. Valkanov. (2004). "The MIDAS touch: Mixed DATA Sampling regression models". Mimeo, Chapel Hill, N. C.
- Ghysels, E., P. Santa-Clara y R. Valkanov. (2006). "Predicting volatility: getting the most out of return data sampled at different frequencies". *Journal of Econometrics*, 131(1), pp. 59-95.
- Ghysels, E., A. Sinko y R. Valkanov. (2007). "MIDAS regressions: Further results and new directions". *Econometric Reviews*, 26(1), pp. 53-90.
- Gómez, Víctor, y Agustín Maravall. (1998). "Guide for Using the Programs TRAMO and SEATS". Documentos de Trabajo - Banco de España, 9805. <https://www.bde.es/f/webbde/SES/Secciones/Publicaciones/PublicacionesSerias/DocumentosTrabajo/98/Fic/dt9805e.pdf>
- Kuzin, V., M. Marcellino y C. Schumacher. (2011). "MIDAS vs mixed-frequency VAR for nowcasting GDP in the Euro area". *International Journal of Forecasting*, 27, pp. 529-542.
- Rees, D. (2020). "What comes next? Recovery from an uneven recession". *BIS Bulletins*, 33, Bank for International Settlements.

Apéndice

Descripción de la metodología MIDAS

La metodología MIDAS (por las siglas en inglés de Mixed-DAta Sampling) permite combinar series temporales de distinta frecuencia, por lo que constituye una herramienta especialmente útil para la medición de la evolución de la economía en tiempo real, ya que se pueden utilizar indicadores de frecuencia mensual, o incluso semanal o diaria, para predecir la variación del PIB en frecuencia trimestral. A continuación se resume brevemente esta metodología.

En una ecuación MIDAS, γ_t es un variable dependiente que se observa en una frecuencia baja (por ejemplo, el VAB cada trimestre) y $x_t^{(m)}$ es un regresor que se observa en una frecuencia más alta (por ejemplo, afiliados o consumo eléctrico en frecuencia mensual). La especificación MIDAS se escribe como:

$$\gamma_t = \beta_0 + \beta_1 B(L^{1/m}; \theta) x_t^{(m)} + \varepsilon_t$$

Para $t = 1, \dots, T$ y donde $B(L^{1/m}; \theta) = \sum_{k=1}^K B(k; \theta) L^{k/m}$, K es el número de rezagos, $L^{1/m}$ es un operador de rezagos tal que $L^{1/m} x_t^{(m)} = x_{t-1/m}^{(m)}$ y θ es un vector de parámetros que estimar. Si todas las variables tuvieran la misma frecuencia, entonces $m = 1$; en tanto que, si γ_t se observa trimestralmente mientras que $x_t^{(m)}$ es un indicador mensual, entonces $m = 3$.

La especificación MIDAS sin restricciones (U-MIDAS) es aquella en la que los parámetros del polinomio de rezagos no se restringen a una determinada forma funcional (es decir, $B(k)$ no depende de θ) y todos los parámetros del modelo (β_0 y β_1) se estiman con los tradicionales mínimos cuadrados ordinarios sin incluir restricciones adicionales.

Sin embargo, es probable que el número de rezagos de $x_t^{(m)}$ sea elevado. Por ejemplo, si las observaciones trimestrales de γ_t dependen de seis meses de retardos de $x_t^{(m)}$, habría 18 rezagos ($K = 18$) de la variable de alta frecuencia. Cuanto menor es el tamaño de la muestra y mayor es la disparidad de frecuencias (por ejemplo, datos diarios y trimestrales), mayor es este problema de sobreparametrización.

Una forma de resolver este problema es establecer una función conocida $B(L^{1/m}; \theta)$ con menos parámetros que estimar (θ). Por ejemplo, en el polinomio de Almon, que es una de las alternativas comúnmente utilizada en la literatura, el peso de cada rezago k se calcula como:

$$B(k; \theta) = \theta_0 K^0 + \theta_1 K^1 \dots + \theta_Q K^Q$$

siendo Q el orden del polinomio. Otro polinomio alternativo muy utilizado es el exponencial de Almon:

$$B(K; \theta) = \frac{e^{\theta_1 k + \dots + \theta_Q k^Q}}{\sum_{m=1}^m e^{\theta_1 k + \dots + \theta_Q k^Q}}$$

Por ejemplo, si el orden del polinomio exponencial de Almon es igual a dos, habría cuatro parámetros que estimar (θ_1 , θ_2 , β_0 y β_1) en la ecuación MIDAS. Una descripción más detallada de esta metodología se puede encontrar en Ghysels, Sinko y Valkanov (2007).

Cómo citar este documento

Fernández Cerezo, Alejandro. (2023). "Un procedimiento para la predicción a corto plazo del PIB por el lado de la oferta". *Boletín Económico - Banco de España*, 2023/T1, 18. <https://doi.org/10.53479/29771>

Se permite la reproducción para fines docentes o sin ánimo de lucro, siempre que se cite la fuente.

© Banco de España, Madrid, 2023
ISSN 1579-8623 (edición electrónica)