Documentos de Trabajo | 2021 | N 90

Nowcast de Agregados Macroeconómicos en Argentina: Comparando la capacidad predictiva de diferentes modelos

ie | BCRA
INVESTIGACIONES ECONÓMICAS

Investigaciones Económicas
Documentos de trabajo 2021 | N 90

Nowcast de Agregados Macroeconómicos en Argentina: Comparando la capacidad predictiva de diferentes modelos

Emilio Blanco
Banco Central de la República Argentina
Universidad de Buenos Aires

Laura D'Amato
Universidad de Buenos Aires

Fiorella Dogliolo
Banco Central de la República Argentina
Universidad Nacional de La Plata

Lorena Garegnani
Banco Central de la República Argentina
Universidad Nacional de La Plata

Marzo de 2021

ie | BCRA
INVESTIGACIONES ECONÓMICAS

Documentos de Trabajo, N 90

Nowcast de Agregados Macroeconómicos en Argentina: Comparando la capacidad predictiva de diferentes modelos

Emilio Blanco
Banco Central de la República Argentina
Universidad de Buenos Aires

Laura D'Amato
Universidad de Buenos Aires

Fiorella Dogliolo
Banco Central de la República Argentina
Universidad Nacional de La Plata

Lorena Garegnani
Banco Central de la República Argentina
Universidad Nacional de La Plata

Marzo de 2021
ISSN 1850-3977
Edición electrónica

Reconquista 266, C1003ABF
Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina
Teléfono | 54 11 4348-3582
Correo electrónico | investig@bcra.gob.ar
Página web | www.bcra.gob.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 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.

RESUMEN NO TÉCNICO

Pregunta de investigación

Tener un conocimiento en tiempo real de la evolución de los principales agregados macroeconómicos como el Consumo Privado y la Inversión es relevante para la toma de decisiones de política económica. No obstante, el conocimiento sobre estas variables es imperfecto, debido a que no se dispone de indicadores mensuales de fuente oficial y a que la información de Cuentas Nacionales es de frecuencia trimestral y se publica con un rezago de aproximadamente tres meses. Por lo tanto, el objetivo del presente trabajo es utilizar un amplio conjunto de indicadores económicos adelantados y generar estimaciones de la evolución del Consumo Privado y de la Inversión durante el transcurso del mismo trimestre.

Contribución

A partir de los indicadores económicos disponibles de alta frecuencia —mensual, quincenal, semanal— se realizaron estimaciones en tiempo real del Consumo Privado y de la Inversión a través de modelos de factores dinámicos, mediante la metodología de Nowcasting. El Nowcasting —definido como la predicción del presente, el futuro muy cercano y el pasado muy reciente (Giannone et al., 2008; Banbura et al., 2013)— ha demostrado ser una herramienta útil para superar el problema de frecuencias mixtas, compatibilizando la información de diversas fuentes y periodicidades. El ejercicio de Nowcast realizado permite contar con una primera estimación del Consumo Privado y de la Inversión aproximadamente a 45 días de iniciado el trimestre, lo que constituye una ganancia informativa. Luego, se pueden obtener nuevas estimaciones para cada variable de manera quincenal, incorporando de manera inmediata la nueva información.

Resultados

Se construyeron diversos modelos para pronosticar el crecimiento trimestral del Consumo Privado y de la Inversión, y se evaluó mediante tests econométricos su capacidad predictiva. De las evaluaciones realizadas se desprende que el Nowcast construido a partir de los factores extraídos de un conjunto de indicadores económicos usualmente utilizado por los profesionales y analistas del mercado es el mejor pronosticador del Consumo Privado. En el caso de la Inversión, se observó que el Nowcast que usa un conjunto de indicadores relativamente restringido, es el que supera al resto de los modelos en capacidad predictiva para estimar la primera publicación de la serie de Inversión, mientras que un pooling o combinación de pronósticos de los tres Nowcast anticipa adecuadamente la última revisión de la serie.

Nowcast de Agregados Macroeconómicos en Argentina: Comparando la capacidad predictiva de diferentes modelos*

Emilio Blanco
BCRA y UBA

Laura D'Amato
IIEP UBA

Fiorella Dogliolo
BCRA y UNLP

Lorena Garegnani
BCRA y UNLP

Enero 2021

Resumen

Una correcta y oportuna evaluación de las condiciones macroeconómicas actuales es un insumo fundamental para la toma de decisiones de política monetaria. Si bien la principal fuente de datos macroeconómicos proviene del Sistema de Cuentas Nacionales -publicado de manera trimestral y con un rezago significativo-, existe una disponibilidad creciente de indicadores económicos de alta frecuencia. En este contexto, los bancos centrales han adpotado al Nowcasting como una herramienta útil para realizar un seguimiento más inmediato y más preciso de la actualidad. En el presente trabajo, se extiende el uso de herramientas de Nowcasting para producir estimaciones adelantadas de dos componentes de la demanda agregada doméstica: consumo e inversión. El ejercicio utiliza diversos conjuntos de indicadores, amplios y restringidos, para construir diferentes modelos de factores dinámicos, al igual que una combinación de pronósticos para el caso de la inversión. Por último, se comparan los distintos modelos en un ejercicio $pseudo-real\ time$ y se evalúa su performance fuera de la muestra.

Palabras Clave: Nowcasting, modelos de factores dinámicos, combinación de pronósticos
Clasificación JEL: C22, C53, E37

*Agradecemos los comentarios recibidos en la reunión anual de la AAEP 2020 y los comentarios de dos réferis anónimos. Las opiniones del documento son propias de los autores y no representan necesariamente las del Banco Central de la República Argentina, UBA y UNLP o sus autoridades. Email: emilio.blanco@bcra.gob.ar; laura.damato@gmail.com; fiorella.dogliolo@bcra.gob.ar; lgaregnani@bcra.gob.ar

1. Introducción

La evaluación de las condiciones económicas actuales es crucial para la toma de decisiones en bancos centrales y otras áreas de gobierno. Sin embargo, este proceso es realizado basándose en información incompleta. Esto se debe a que la principal fuente de información sobre actividad, el Producto Bruto Interno (PBI), se publica de manera trimestral y con un rezago significativo. No obstante, se encuentran disponibles indicadores del ciclo económico que proveen información oportuna, tanto cuantitativa, sobre las decisiones del gasto de los agentes de la economía (indicadores *hard*), como cualitativa, proveniente de distintas encuentas (indicadores *soft*). De hecho, estas señales de frecuencia diaria o mensual son las que siguen los analistas de mercado para medir la evolución del gasto doméstico.

El uso de indicadores de alta frecuencia para producir estimaciones adelantadas a través de técnicas de Nowcasting por parte de bancos centrales y otras entidades gubernamentales ha ido creciendo en los últimos años. Si bien inicialmente la variable objetivo fue el PBI, las herramientas de Nowcasting se utilizan actualmente para pronosticar otros indicadores del ciclo relevantes, como la inflación de precios minoristas o el consumo (ver por ejemplo, Modugno, 2011; Verbaan et al., 2017; Gil et al. 2018).

En el presente trabajo se emplean distintos conjuntos de indicadores económicos para realizar un Nowcast, tanto del consumo del sector privado como de la inversión (para este esta última ver Dogliolo, 2018). Se extiende el uso de herramientas empleadas para el pronóstico del PBI real en trabajos previos (D'Amato, Garegnani y Blanco, 2015; Blanco, D'Amato, Dogliolo y Garegnani, 2017) al pronóstico de dos componentes relevantes de la demanda agregada para los cuales no hay indicadores o cifras oficiales mensuales en Argentina.

La alta inestabilidad macro que caracteriza al ciclo económico en Argentina hace al Nowcast una herramienta predictiva particularmente atractiva. La literatura de pronóstico indica que en contextos de alta volatilidad y quiebres estructurales, los modelos autorregresivos tienen una mala performance predictiva (Bank of England, 2014).

En este ejercicio se construyeron diferentes conjuntos de datos para estimar los factores subyacentes al consumo y la inversión, utilizando el análisis de componentes principales (*Principal Component Analysis*, Stock and Watson, 2002). En base a estos factores, se estimaron los modelos para producir en $pseudo - real\ time$ el Nowcast de las dos variables de interés.

La aplicación de la metodología de Nowcasting es particularmente relevante para la economía Argentina, dado que estuvo sujeta a múltiples *shocks* en el período muestral considerado, tanto para la estimación como para el ejercicio de pronóstico (2009-2019). Estos *shocks* incluyen dos episodios depreciatorios importantes (enero 2014, diciembre 2015), reformas estructurales (adopción de un régimen de flotación libre y un esquema de metas de inflación, junto con la eliminación de controles de cambio) y episodios de estrés financiero y cambiario (2018).

El resto del trabajo se organiza de la siguiente manera. En la sección 2 se presenta una descripción general del enfoque empírico. El ejercicio de Nowcast para consumo del sector privado, incluyendo los resultados y la comparación de los modelos en términos de su capacidad predictiva, se describe en la tercera sección. De manera similar, la sección 4 presenta los resultados para la inversión. Por último, se presentan las conclusiones.

2. Enfoque Metodológico

El principio básico del Nowcasting es el aprovechamiento de información valiosa presente en un gran número de indicadores del ciclo económico disponibles en alta frecuencia -diaria o mensual- para producir estimaciones tempranas de una variable publicada en una frecuencia menor (trimestral). Las estimaciones pueden ser actualizadas de manera secuencial, a medida que se dispone de nueva información.

Una de las primeras técnicas utilizadas para Nowcasting fueron las Ecuaciones Puente o *Bridge Equations*. Consisten en la combinación de modelos bivariados simples (Drechsel y Maurin, 2008). Recientemente se desarrollaron nuevos avances metodológicos que permiten lidiar con dos problemas inherentes de cualquier técnica de Nowcasting: alta dimensionalidad y trabajo con frecuencias mixtas. Los modelos de factores dinámicos (Stock y Watson, 2002, 2006), implementados tanto a través de la estimación de componentes principales como de representaciones de espacio estado (*state space*) (Evans, 2005; Giannone et al., 2008; Arouba, et al., 2009) abordan el problema de dimensionalidad a través de la estimación de factores comunes a un gran conjunto de indicadores. Los modelos de frecuencias mixtas (MIDAS) (Ghysels et al., 2004) y las representaciones de factores dinámicos en espacio estado brindan soluciones al problema de frecuencias mixtas. Todas estas técnicas han demostrado ser efectivas para superar en capacidad predictiva a modelos univariados, en especial en contextos de alta volatilidad (Bell et al., 2014).

El ejercicio que se desarrolla en este trabajo consiste en la estimación de factores comunes latentes a un conjunto de datos mensuales, los que se usan posteriormente como regresores de las dos variables objetivo: consumo e inversión, según lo propuesto por Giannone, Reichlin y Small (2005). La idea detrás de este enfoque es que las variables de interés son explicadas por pocos factores comunes no observables.

Más concretamente, la covarianza entre una gran cantidad de n series de tiempo con sus adelantos y rezagos se puede representar mediante un número reducido de q factores no observados, con $n > q$. En este contexto, las perturbaciones a los factores podrían representar *shocks* a la oferta o demanda agregada.

Por lo tanto, el vector X_{it} de n indicadores mensuales estacionarios del ciclo económico $x_t = (x_{1t}, ..., x_{nt})'$, con $t = 1, ...T$ puede ser explicado por los rezagos distribuidos de q factores comunes latentes más n perturbaciones idiosincráticas, que eventualmente podrían estar correlacionadas serialmente y además estar correlacionadas entre si. Esto es

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

donde f_t es un vector de dimensión $q\times1$ de factores inobservables, λ es un vector de dimensión $q\times1$ de un polinomio de rezagos de *dynamic factor loadings* y las u_{it} son las preturbaciones idiosincráticas que se asumen no correlacionadas con los factores en todos sus adelantos o rezagos, es decir $E(f_t u_{it}) = 0 \ \forall \ i, t$.

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

$$y_t = \beta(L)'f_t + \gamma(L)'y_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2}$$

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

Si se definen al consumo trimestral y a la inversión trimestral como el promedio de las observaciones mensuales latentes, $y_t^Q = (y_t + y_{t-1} + y_{t-2})/3$, al obtener los factores trimestrales f_t^Q de las observaciones, es posible usar la siguiente ecuación puente para obtener estimaciones tempranas del consumo y de la inversión:

$$\widehat{y_t}^Q = \beta(L)\acute{f}_t^Q + \gamma(L)\acute{y}_{t-1}^Q$$

2.1. Tratamiento de los Datos

El ejercicio consiste en producir predicciones trimestrales tempranas del consumo del sector privado y de la inversión, utilizando diferentes conjuntos de indicadores económicos, incluídas variables *hard* y *soft*. Entre las series se incluyen indicadores financieros, cifras de recaudación impositiva, datos sobre ventas, producción industrial, importaciones o encuestas de confianza del consumidor, entre otros. Las series fueron ajustadas estacionalmente en caso de ser necesario, fueron diferenciadas o se le sustrajo la tendencia determinística para trabajar con variables estacionarias y, finalmente, se les aplicó una transformación logarítmica y se las estandarizó.

Como destacan Giannone et al (2008), una de las ventajas del Nowcasting es que permite actualizar las estimaciones cuando se dispone de nueva información. Para aprovechar esta ventaja, se dividió a los conjuntos de indicadores incluidos en los modelos según el momento de publicación en dos grupos: las series que están disponibles a menos de 10 días después de la fecha de publicación final de cada mes (Grupo 1), y series que se publican con un rezago de 10 a 30 días (Grupo 2). Siguiendo esta agrupación de las series, el Nowcast se puede actualizar secuencialmente como se describe en el ejemplo que se muestra en la Figura 1.

Figura 1: Ejemplo de actualización secuencial

Fecha	15/2/2019	28/2/2019	15/3/2019	31/3/2019	15/4/2019	30/4/2019	15/5/2019	31/5/2019	15/6/2019
Datos Disponibles									
Grupo 1	Ene-19	Ene-19	Feb-19	Feb-19	Mar-19	Mar-19	Abr-19	Abr-19	May-19
Grupo 2	Dic-18	Ene-19	Ene-19	Feb-19	Feb-19	Mar-19	Mar-19	Abr-19	Abr-19
Nowcast	I 2019	I 2019	I 2019	I 2019	I 2019	I 2019	II 2019	II 2019	II 2019
Comunicados Oficiales									**Comunicado Oficial I 2019**

Como se reporta en el mencionado esquema de actualización de la estimación, es posible producir 6 estimaciones tempranas de las variables objetivo dentro de cada trimestre.

2.2. Evaluación de la capacidad predictiva de los modelos

Para decidir cuál sería el mejor modelo para predecir las variales objtivo se evalúa la capacidad predictiva de cada uno de ellos. Se utiliza el test de Giacomini y White (2006), que permite evaluar si las diferencias en capacidad predictiva son estadísticamente significativas. El enfoque metodológico planteado por Giacomini y White, a diferencia de los test anteriores (Dieblod y Mariano (1995),

West (2003)), se basa en expectativas condicionales. En este sentido, el test se centra en encontrar el mejor método de pronóstico para el horizonte futuro relevante. Esta metodología es importante cuando el objetivo es encontrar modelos superadores en términos de capacidad predictiva, en lugar de evaluar la validez de un modelo teórico.[1]

Entre las ventajas del test se destacan: **(**i**)** captura el efecto de la incertidumbre de la estimación sobre el desempeño relativo del pronóstico, **(**ii**)** se puede utilizar para evaluar pronósticos realizados con modelos anidados y no anidados, **(**iii**)** permite comparar la performance de pronósticos producidos por diferentes métodos de estimación, y **(**iv**)** es relativamente simple de computar utilizando paquetes econométricos tradicionales.

Específicamente, el test de Giacomini y White (2006) consiste en evaluar dos métodos de pronóstico que utilizan ventanas móviles. Es decir, utilizando las R observaciones muestrales disponibles en el momento t, se producen pronósticos de la variable de interés y_t, τ pasos adelante. El test asume que hay dos métodos, f_{Rt} y g_{Rt} para generar pronósticos de y_t usando el conjunto de información disponible $\mathcal{F}_t$. Se supone que los modelos utilizados son paramétricos.

$$\begin{aligned} f_{Rt} &= f_{Rt}(\widehat{\gamma}_{R,t}) \\ g_{Rt} &= g_{Rt}(\widehat{\theta}_{R,t}) \end{aligned}$$

Un total de P_n pronósticos que satisfacen $R + (P_n - 1) + \tau = T + 1$ son generados. Luego, los pronósticos son evaluados usando una función de pérdida $L_{t+\tau}(y_{t+\tau}, f_{R,t})$, que depende tanto de las realizaciones de los datos como de los pronósticos. La hipótesis a contrastar es:

$$\begin{aligned} H_0 &: E\left[h_t\left(L_{t+\tau}(y_{t+\tau}, f_{R,t}) - L_{t+\tau}(y_{t+\tau}, g_{R,t})\right) \mid \mathcal{F}_t\right] = 0 \\ &\quad \text{o, alternativamente} \\ H_0 &: E\left[h_t \Delta L_{t+\tau} \mid \mathcal{F}_t\right] = 0 \quad \forall\, t \geqslant 0 \end{aligned}$$

para toda 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 usando 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 1, los errores estándar deben ser calculados usando el estimador de covarianzas de Newey-West, que permite la presencia de heterocedasticidad y autocorrelación.

3. Nowcasting del Consumo Privado

Una de las variables de interés de este trabajo es el Consumo Privado, que representa aproximadamente el 70 % del Producto, de acuerdo con el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos de Argentina (INDEC). En particular, el objetivo de esta sección es realizar una estimación temprana de la variación trimestral del Consumo Privado en términos desestacionalizados.

Para realizar el ejercicio se consideró inicialmente un conjunto de 112 indicadores económicos de

[1] Ver Pincheira (2006) para una buena descripción y aplicación del test.

alta frecuencia, incluyendo aquellos que proporcionan información cuantitativa sobre el gasto observado de los individuos o relacionados con esas decisiones (como por ejemplo el cambio en M2 privado), así como también información cualitativa provista por las encuestas a los hogares sobre la opinión de los consumidores y las decisiones o planes de consumo (indicadores *soft*). Entre las variables consideradas se incluyen, en su mayoría, indicadores adelantados del Consumo Privado, que son monitoreados por profesionales y analistas de mercado, y generalmente están disponibles en tiempo real o con uno o dos meses de rezago.

A partir del conjunto inicial de indicadores, se confeccionaron tres grupos de variables para realizar la estimación del Consumo Privado con cada uno de ellos, evaluando luego su capacidad predictiva. El criterio de selección de los indicadores para armar el Grupo 1 y el Grupo 2 consistió en evaluar la significatividad del coeficiente de correlación entre la variación trimestral de los indicadores y la variación trimestral del Consumo Privado en términos desestacionalizados. En particular, el Grupo 1 (G1) quedó conformado por 20 indicadores que exhibieron una correlación estadísticamente significativa en el período 2006-2011, mientras que el Grupo 2 (G2) incluye un conjunto más amplio de 32 indicadores, los que presentaron un coeficiente de correlación significativo en los años 2006-2018. El grupo restante, Grupo 3 (G3), está compuesto por 31 indicadores, que son los que mayormente observan los analistas de mercado cuando intentan anticipar la trayectoria del Consumo Privado. En la Tabla 1 se presentan los indicadores incluidos en cada grupo.[2]

Los factores y los modelos fueron estimados para el período 2009:Q2-2019:Q2. Basado en los modelos de factores estimados para los tres grupos de indicadores, G1, G2 y G3, se realizó un ejercicio de Nowcasting *pseudo-real time*, dado que se confeccionó una base de datos tratando de replicar la información que hubiera estado disponible en cada momento del tiempo, para el período 2016:Q1-2018:Q4.

Las Figuras 2 y 3 muestran la función de pérdida asociada a cada modelo, calculada como la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE, de acuerdo con su sigla en inglés), que surge de comparar los pronósticos y la realización de la variación trimestral del Consumo Privado para cada trimestre (valor observado), en su publicación inicial y en la última revisión de la serie de Cuentas Nacionales. Siguiendo el procedimiento habitual en la literatura, también se presentan los resultados provenientes de un modelo autoregresivo (AR), el que se considera como modelo *benchmark*.

[2]Si bien se cuenta con un indicador de alta frecuencia de la fuente oficial INDEC de la evolución de la actividad económica, el Estimador Mensual de Actividad Económica (EMAE), su publicación es posterior a la necesaria para ser incluida en los grupos de indicadores utilizados para la estimación de los factores. No obstante, se lo incluyó dentro de la ecuación de estimación como variable explicativa adicional a los factores y a la variable dependiente rezagada, pero no generó un incremento en la capacidad predictiva del modelo.

Tabla 1: : Indicadores utilizados en la estimación del Consumo Privado

Series	Fuente	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3
Ventas de Vehículos	ADEFA			X
Ventas de Vehículos Nacionales	ADEFA			X
Indicador de actividad de Brasil	Banco Central de Brasil		X	
M2* Amplio Privado Nominal	BCRA	X	X	X
Préstamos con Tarjetas de crédito	BCRA	X	X	X
Ventas comercios minoristas- Nivel general	CAME	X	X	
Ventas comercios minoristas-Calzados	CAME		X	
Ventas comercios minoristas-Deportes	CAME	X	X	X
Ventas comercios minoristas-Electrodomésticos	CAME	X	X	X
Ventas comercios minoristas-Ferretería	CAME	X	X	X
Ventas comercios minoristas-Golosinas y Gaseosas	CAME		X	
Ventas comercios minoristas-Marroquinería	CAME	X	X	X
Ventas comercios minoristas-Materiales Eléctricos	CAME		X	
Ventas comercios minoristas-Materiales para la Construcción	CAME		X	
Ventas comercios minoristas-Muebles del Hogar	CAME		X	X
Ventas comercios minoristas-Muebles de Oficina	CAME	X	X	X
Ventas comercios minoristas-Textil - Indumentaria	CAME		X	X
Ventas comercios minoristas-Textil - Blanco	CAME		X	X
Ventas de autos usados	CCA	X	X	X
Escrituras en Ciudad de Buenos Aires	Colegio de escribanos Ciudad de Buenos Aires	X	X	X
Indice de Condiciones Financieras	Consultora Econviws	X		X
Indice de Producción Industrial - Bienes de consumo no durables	FIEL			X
Indice de Producción Industrial - Bienes de consumo durables	FIEL		X	X
Indice de Producción Industrial - Insumos textiles	FIEL		X	
Indice de Producción Industrial - Automóviles	FIEL		X	
Patentamientos Autos CABA	GCBA			X
Patentamientos Autos Argentina	GCBA			X
Precios de las Exportaciones de MOI	INDEC	X	X	
Importaciones en cantidades- Nivel General	INDEC	X	X	X
Importaciones en cantidades de Bienes intermedios	INDEC	X	X	
Importaciones en cantidades de Piezas y accesorios	INDEC	X	X	
Importaciones en cantidades de Bienes de consumo	INDEC		X	X
Importaciones en cantidades de vehículos	INDEC			X
Recaudación Impuesto a las Ganancias	MECON			X
Recaudación de IVA	MECON			X
Expectativa neta de empleo	Ministerio de Trabajo	X	X	X
Empresas que realizaron búsqueda de personal	Ministerio de Trabajo		X	X
Indice de Confianza del Consumidor - Nivel General-Capital Federal	UTDT	X	X	X
Indice de Confianza del Consumidor - Nivel General-Nacional	UTDT	X	X	X
Indice de Confianza del Consumidor -Durables e Inmuebles	UTDT			X
Indice de Confianza del Consumidor -Situación Personal	UTDT	X	X	X
Indice de Confianza del Consumidor-Condiciones Presentes	UTDT	X	X	X

Figura 2: RMSE de los modelos estimados en relación al Consumo Privado publicación inicial

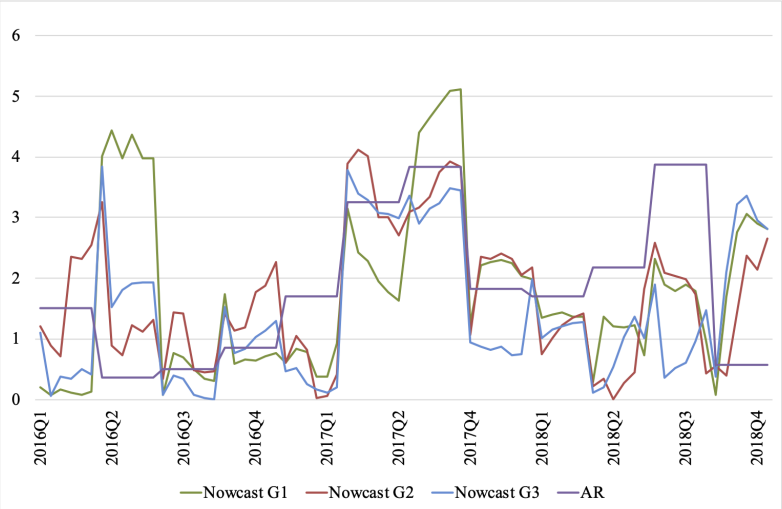
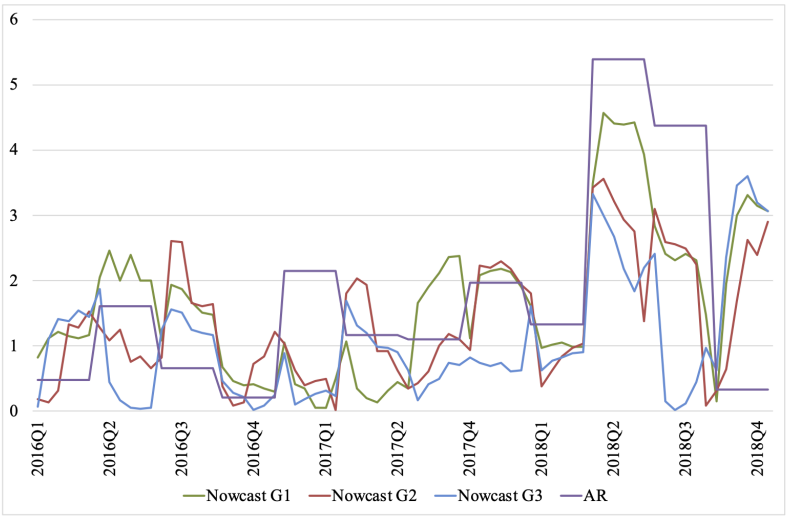


Figura 3: RMSE de los modelos estimados en relación al Consumo Privado última revisión



Observando las Figuras que presentan la evolución de los RMSE es difícil distinguir una superioridad en capacidad predictiva de alguno de los modelos, tanto para la primera publicación del Consumo Privado (serie real time) como para la última revisión de la serie. En consecuencia, se utilizó el test de Giacomini y White, descripto en la sección 2, para evaluar la existencia de una diferencia estadísticamente significativa en capacidad predictiva.

Las Tablas 2 y 3 presentan los resultados del test para la primera publicación de la serie y la revisión de los datos de Consumo Privado de Cuentas Nacionales, respectivamente.

En la Tabla 2 los modelos Nowcast son comparados inicialmente con el modelo *benchmark* AR y luego entre ellos. De allí se deduce que sólo el modelo Nowcast G3, el que incluye los indicadores que habitualmente siguen los analistas de mercado para anticipar la trayectoria del Consumo Privado, supera en capacidad predictiva al modelo AR. En la comparación entre los tres modelos Nowcast, el modelo Nowcast G3 exhibe una mejor performance relativa a sus competidores, Nowcast G1 y Nowcast G2.

Tabla 2: Resultados del Test de Giacomini y White

Cálculos a partir de la serie de Consumo Privado real time			
Muestra Q1 2016 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Nowcast G1 vs AR	-0,08	-0,50	0,6215
Nowcast G2 vs AR	0,06	0,45	0,6526
Nowcast G3 vs AR	-0,25	-1,81	0,0742
	coeficiente	estadístico t	p-value
Nowcast G3 vs G1	-0,17	-1,72	0,0882
Nowcast G3 vs G2	-0,31	-3,22	0,0018
Nowcast G2 vs G1	0,14	1,01	0,3167

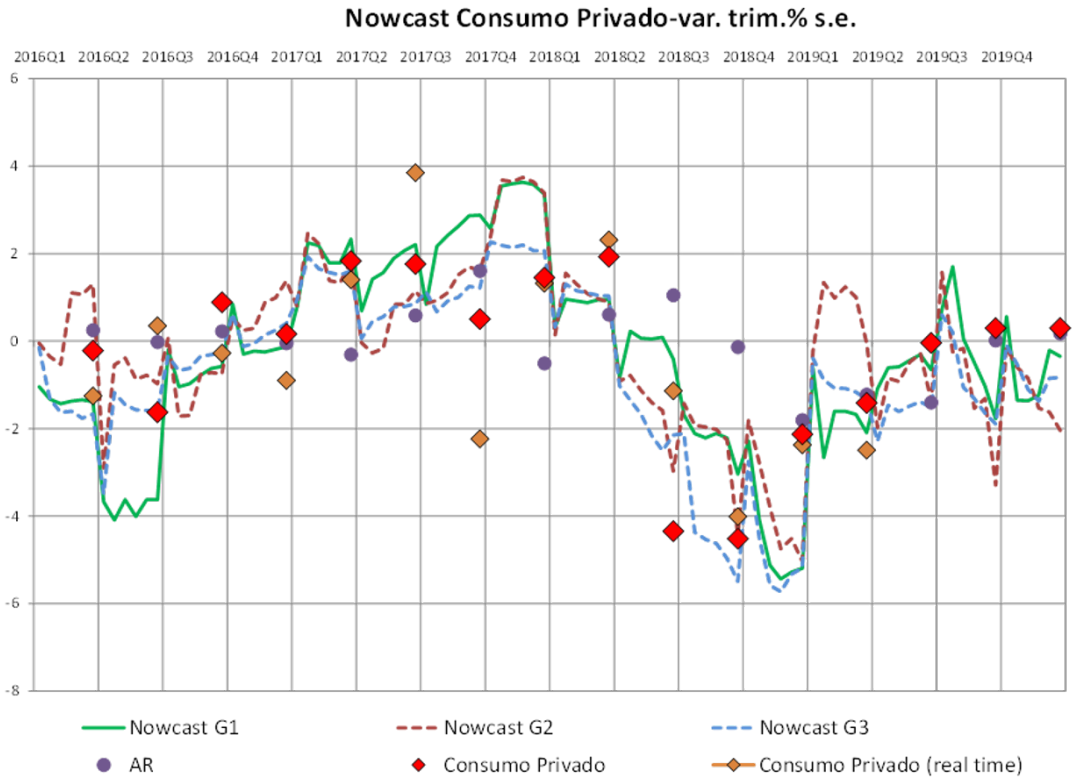
Al analizar la performance de los modelos en pronosticar la última revisión de la serie de Consumo Privado, de la Tabla 3 se desprende que nuevamente el modelo Nowcast que incluye los indicadores utilizados por los analistas de mercado para anticipar el consumo, es el que supera en capacidad predictiva al modelo AR y también al resto de los modelos Nowcast G1 y Nowcast G2.

Tabla 3: Resultados del Test de Giacomini y White

Cálculos a partir de la serie de Consumo Privado última publicación			
Muestra Q1 2016 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Nowcast G1 vs AR	-0,04	-0,29	0,7738
Nowcast G2 vs AR	-0,09	-0,62	0,5386
Nowcast G3 vs AR	-0,42	-2,64	0,0097
	coeficiente	estadístico t	p-value
Nowcast G3 vs G1	-0,39	-3,82	0,0002
Nowcast G3 vs G2	-0,33	-3,53	0,0007
Nowcast G2 vs G1	-0,06	-0,58	0,5615

La Figura 4 muestra las predicciones del modelo seleccionado de factores Nowcast G3, y del resto de los modelos de Nowcast, del modelo AR y la publicación inicial del Consumo Privado, así como la última revisión de la serie.

Figura 4: : Consumo Privado- Estimación y datos de Cuentas Nacionales



En conclusión, se encuentra que el modelo Nowcast de factores que incluye a los indicadores principalmente utilizados por los analistas del mercado para anticipar la evolución del Consumo Privado de Cuentas Nacionales supera en capacidad predictiva al modelo AR considerado como *benchmark*, y al resto de los modelos de Nowcast que utilizan otro conjunto de indicadores del ciclo económico.

4. Nowcasting de Inversión

El uso de los modelos de Nowcasting para estimar la evolución del ciclo económico se ha extendido recientemente al caso del Consumo (ver Verbaan et al. 2017 y Gil et al. 2018). En cuanto a la Inversión, otro de los componentes relevantes dentro de la demanda agregada, no se encontraron ejercicios de Nowcasting desarrollados en la literatura, excepto por el trabajo de Dogliolo (2018) para el caso de Argentina, en el que se basa el ejercicio de este documento.

El objetivo de esta sección es la estimación del crecimiento trimestral desestacionalizado de la Formación Bruta de Capital Físico (FBCF) de Cuentas Nacionales.

En este proceso se consideró inicialmente un conjunto amplio de 116 indicadores económicos a ser potencialmente utilizados, al relacionarse con el gasto en bienes de inversión o con decisiones vinculadas a inversiones. Para seleccionar las series a incluir se utilizó como criterio de elección inicial la existencia de una correlación contemporánea significativa entre la tasa de crecimiento de cada una de las variables y la tasa de crecimiento de la Inversión (FBCF). Luego, se conformaron tres grupos de indicadores para realizar el ejercicio de Nowcast con cada uno de ellos. Un primer grupo más

amplio, Grupo 1 (G1), que está compuesto por las 36 series que tienen un coeficiente de correlación superior a $0,30$. El Grupo 2 (G2) está integrado por los 26 indicadores con una correlación mayor a $0{,}35$, y el Grupo 3 (G3) está formado por los 19 indicadores que presentan una correlación por encima de $0{,}40$. Las series que incluye cada grupo se presentan en la Tabla 4.

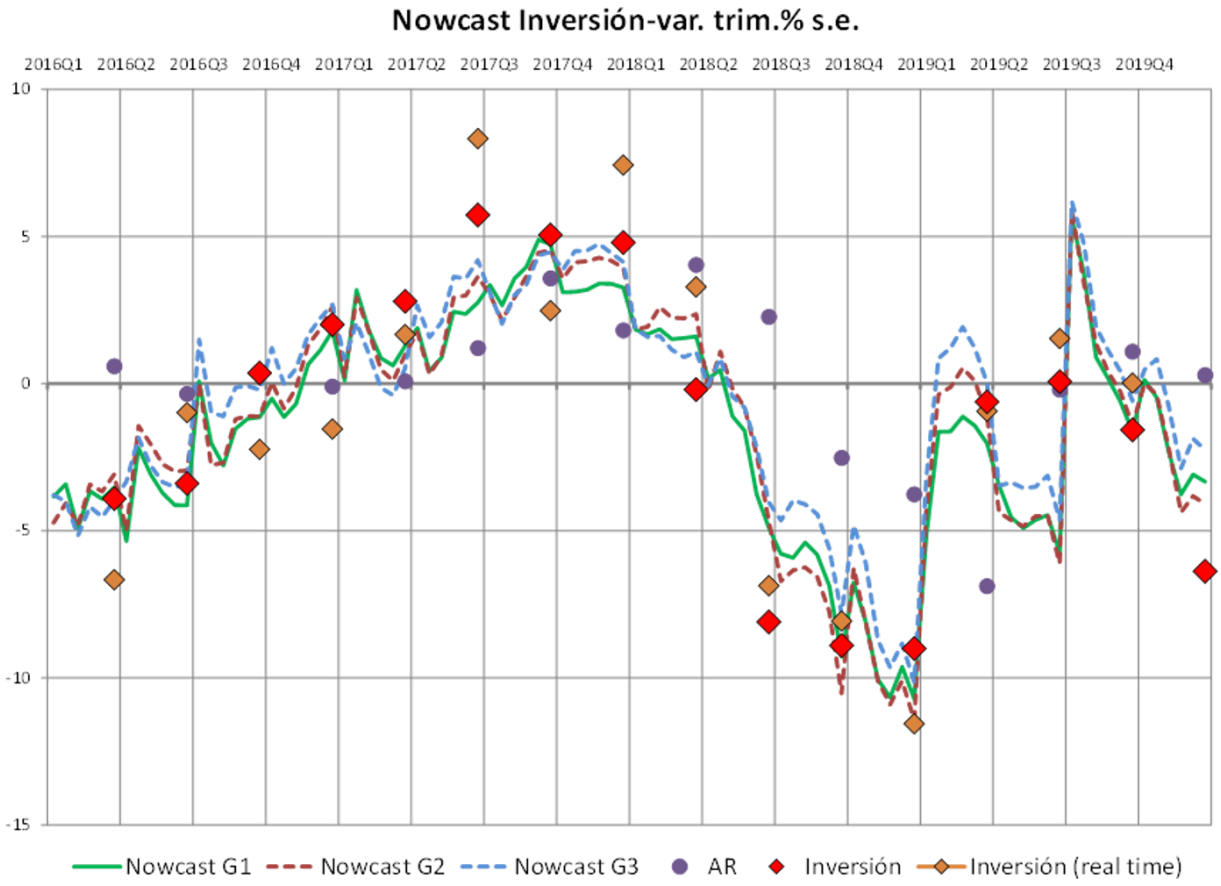
Tabla 4: Indicadores utilizados en la estimación de la Inversión

Serie	Fuente	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3
Producción Nacional de Vehículos	ADEFA	x	x	x
Ventas de Vehículos Nacionales	ADEFA	x	x	
Producción industrial de Brasil	Banco Central de Brasil	x	x	x
Indicador de actividad de Brasil	Banco Central de Brasil	x		
M2* Amplio Privado Nominal	BCRA	x	x	x
Préstamos con Tarjetas de crédito	BCRA	x	x	
Laminados en caliente Total no Planos	Cámara del Acero	x	x	
Laminados en Frío	Cámara del Acero	x		
Laminados en caliente Planos	Cámara del Acero	x		
Ventas comercios minoristas-Ferretería	CAME	x	x	x
Ventas comercios minoristas-Muebles de Oficina	CAME	x	x	x
Ventas comercios minoristas-Electrodomésticos	CAME	x	x	x
Ventas comercios minoristas-Materiales para la Construcción	CAME	x		
Ventas comercios minoristas-Materiales Eléctricos	CAME	x		
Escrituras en Ciudad de Buenos Aires	Colegio de escribanos Ciudad de Buenos Aires	x	x	
Indice de Producción Industrial - Automóviles	FIEL	x	x	x
Indice de Producción Industrial - Bienes de capital	FIEL	x	x	x
Indice de Producción Industrial - Bienes de consumo durables	FIEL	x	x	
Importaciones en cantidades- Nivel General	INDEC	x	x	x
Importaciones en cantidades de Bienes intermedios	INDEC	x	x	x
Importaciones en cantidades de Piezas y accesorios	INDEC	x	x	x
Importaciones en cantidades de Bienes de consumo	INDEC	x	x	x
Precios de las Exportaciones de Productos Primarios	INDEC	x	x	x
Precios de las Exportaciones de MOI	INDEC	x	x	x
Precios de las Exportaciones - Nivel general	INDEC	x	x	x
Importaciones en cantidades de vehículos	INDEC	x	x	
Exportaciones en cantidades de MOI	INDEC	x		
Recaudación Impuesto a las Ganancias	MECON	x		
Expectativa neta de empleo	Ministerio de Trabajo	x	x	
Empresas que realizaron búsqueda de personal	Ministerio de Trabajo	x		
Indice de Confianza del Consumidor -Condiciones Presentes	UTDT	x	x	x
Indice de Confianza del Consumidor - Nivel General-Nacional	UTDT	x	x	x
Indice de Confianza del Consumidor -Situación Personal	UTDT	x	x	x
Indice de Confianza del Consumidor - Capital Federal	UTDT	x	x	x
Indice de Confianza del Consumidor -Expectativas	UTDT	x		
Indice de Confianza del Consumidor -Durables e Inmuebles	UTDT	x		

Los modelos fueron estimados para el período 2008:Q1-2018:Q4, y se realizó el ejercicio *pseudo real-time* de Nowcasting de Inversión para los trimestres comprendidos entre 2011:Q1 y 2018:Q4, inclusive.

La Figura 5 muestra las proyecciones generadas por los tres modelos de Nowcast, así como los pronósticos que surgen del modelo AR considerado como *benchmark* para los últimos cuatro años dentro del período de predicción 2011:Q1-2019:Q4. También se incluyen en este gráfico la primera publicación para la Inversión (serie real time) y la última revisión de la serie, lo que permite observar las fuertes revisiones a que está sujeta la Inversión algunos períodos, así como su alta volatilidad.

Figura 5: Inversión- Estimación y datos de Cuentas Nacionales



Tanto para la primera publicación de la serie como para la última revisión, el modelo AR parece presentar una pobre performance predictiva. Al observar los errores de pronóstico se puede deducir que, en términos generales, los modelos de Nowcast son superiores en capacidad predictiva al modelo AR considerado como *benchmark*.

Sin embargo, es difícil distinguir una superioridad relativa entre los modelos Nowcast para pronosticar la Inversión. En consecuencia, se implementó el test de Giacomini y White como criterio estadístico para evaluar la significatividad de las diferencias en capacidad predictiva, tanto para todo el período 2011:Q1-2018:Q4 como en una muestra más reciente 2016:Q1-2018:Q4. Esta diferenciación en la muestra permite también evaluar si la eliminación de los controles de cambio a inicios de 2016 pudo haber tenido un efecto en la performance de los modelos, teniendo en cuenta la correlación positiva encontrada para Argentina entre la Inversión y las cantidades importadas, ambos indicadores incorporados en los modelos.

En una primera instancia, se compararon los modelos con respecto al *benchmark* AR. El resultado, que se exhibe en las Tablas 5 y 6, confirma que los tres modelos Nowcast superan al AR para pronosticar la Inversión, tanto al considerar la primera publicación como la última revisión de la serie para la muestra completa del ejercicio como para el período más reciente.

Tabla 5: Resultados del Test de Giacomini y White

Cálculos a partir de la serie de Inversión ultima publicación			
Muestra Q1 2011 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Nowcast G1 vs AR	-1,41	-8,93	0,0000
Nowcast G2 vs AR	-1,46	-9,24	0,0000
Nowcast G3 vs AR	-1,34	-8,54	0,0000
Muestra Q1 2016 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Nowcast G1 vs AR	-2,02	-7,90	0,0000
Nowcast G2 vs AR	-1,97	-7,64	0,0000
Nowcast G3 vs AR	-1,93	-9,35	0,0000

Tabla 6: Resultados del Test de Giacomini y White

Cálculos a partir de la serie de Inversión real time			
Muestra Q1 2011 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Nowcast G1 vs AR	-1,02	-5,22	0,0000
Nowcast G2 vs AR	-1,15	-5,78	0,0000
Nowcast G3 vs AR	-0,87	-4,42	0,0000
Muestra Q1 2016 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Nowcast G1 vs AR	-1,54	-5,23	0,0000
Nowcast G2 vs AR	-1,71	-5,95	0,0000
Nowcast G3 vs AR	-1,37	-4,94	0,0000

Luego se compararon los diversos modelos de Nowcast entre ellos. En la Tabla 7 se puede observar que el modelo Nowcast G2 es superior al resto de los modelos Nowcast en pronosticar la primera publicación de la serie de Inversión, y que la diferencia en capacidad predictiva en más significativa al considerar el periodo más amplio de la muestra.

Tabla 7: Resultados del Test de Giacomini y White

Cálculos a partir de la serie de Inversión real time			
Muestra Q1 2011 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Nowcast G2 vs G1	-0,13	-3,32	0,0011
Nowcast G3 vs G2	0,28	4,19	0,0000
Nowcast G3 vs G1	0,15	2,10	0,0374
Muestra Q1 2016 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Nowcast G2 vs G1	-0,17	-2,45	0,0169
Nowcast G3 vs G2	0,34	3,09	0,0029
Nowcast G3 vs G1	0,17	1,44	0,1540

La Tabla 8 exhibe los resultados para la última revisión de la serie de Inversión de Cuentas Nacionales. En este caso los resultados no son concluyentes para ningún período, aun habiendo evaluado una muestra más restrictiva para sólo considerar el último año comprendido entre 2017:Q1 y 2018:Q4, al ser un período caracterizado por una alta volatilidad del tipo de cambio. No obstante, para las tres muestras consideradas, los modelos Nowcast son indistinguibles en capacidad predictiva.

Tabla 8: Resultados del Test de Giacomini y White

Cálculos a partir de la serie de Inversión ultima publicación			
Muestra Q1 2011 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Nowcast G2 vs G1	-0,05	-1,25	0,2137
Nowcast G3 vs G2	0,12	1,74	0,0839
Nowcast G3 vs G1	0,07	1,02	0,3105
Muestra Q1 2016 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Nowcast G2 vs G1	0,05	0,80	0,4243
Nowcast G3 vs G2	0,04	0,37	0,7122
Nowcast G3 vs G1	0,10	0,84	0,4033
Muestra Q1 2017 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Nowcast G2 vs G1	0,05	0,58	0,5667
Nowcast G3 vs G2	0,29	2,04	0,0468
Nowcast G3 vs G1	0,34	2,63	0,0115

Considerando los resultados obtenidos, se exploró si un pooling o combinación de pronósticos de los tres modelos de Nowcast es superior a los modelos individualmente. Siguiendo la literatura, se utilizaron ponderadores de igual peso para realizar el *pooling*. En este sentido, Ahumada y Garegnani (2012) concluyen que la utilización de un promedio simple parece ser un método útil para ponderar los pronósticos debido a su simplicidad y al hecho de que la ganancia de utilizar otros métodos no parece ser muy elevada.

La Tabla 9 presenta los resultados de los test que comparan los tres modelos con el *pooling*. A partir de los mismos no se puede concluir que el *pooling* supere al resto de los modelos, pero se puede observar que sería un mejor pronosticador de la Inversión que el modelo Nowcast G3 para la última revisión de la serie.

De este modo, las evaluaciones realizadas permiten seleccionar al modelo Nowcast G2 y al *pooling* de pronósticos como los mejores modelos para realizar estimaciones de la Inversión.

Tabla 9:: Resultados del Test de Giacomini y White

Cálculos a partir de la serie de Inversión ultima publicación			
Muestra Q1 2011 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Pooling vs G1	-0,04	-1,11	0,2667
Pooling vs G2	0,01	0,42	0,6778
Pooling vs G3	-0,11	-2,36	0,0192
Muestra Q1 2016 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Pooling vs G1	-0,01	-0,27	0,7846
Pooling vs G2	-0,07	-1,24	0,2177
Pooling vs G3	-0,11	-1,44	0,1545
Muestra Q1 2017 - Q4 2018			
	coeficiente	estadístico t	p-value
Pooling vs G1	0,07	1,21	0,2342
Pooling vs G2	0,02	0,34	0,7355
Pooling vs G3	-0,27	-3,01	0,0042

5. Conclusiones

En el presente trabajo se realizó una estimación en tiempo real de los dos componentes relevantes de la demanda agregada: Consumo e Inversión, mediante la metodología conocida como Nowcast. Para realizar el ejercicio de Nowcasting se utilizaron diversos conjuntos de indicadores económicos de alta frecuencia y se extrajeron los factores comunes latentes, posiblemente relacionados con la dinámica de los shocks del gasto agregado. Con los factores obtenidos se estimaron diversos modelos y se realizó el ejercicio de Nowcasting y predicción para obtener una estimación temprana del Con-

sumo y la Inversión. Luego, se comparó la performance predictiva de los diversos modelos utilizando el test de Giacomini y White.

En el caso del Consumo, el modelo Nowcast G3, construido a partir de los factores extraídos de un conjunto de indicadores económicos usualmente utilizado por los profesionales y analistas del mercado, supera al modelo AR considerado como benchmark. A su vez, el modelo Nowcast G3 supera al resto de los modelos en capacidad predictiva, tanto para la primera publicación como para la última revisión de la serie de Consumo de Cuentas Nacionales.

Para la Inversión, que es más volátil y está sujeta a amplias revisiones, se evaluaron los diversos modelos en diferentes períodos, considerando las condiciones de incertidumbre del contexto macroeconómico y los cambios estructurales que prevalecieron en Argentina durante el período del ejercicio de proyección. Como resultado de las evaluaciones de capacidad predictiva, se observó que todos los modelos Nowcast superan al AR considerado como *benchmark*. Para la primera publicación de la serie de Inversión, el modelo Nowcast G2, que usa un conjunto de indicadores relativamente restringido, es el que supera al resto de los modelos en capacidad predictiva. En tanto, un *pooling* o combinación de pronósticos de los tres modelos de Nowcast anticipa adecuadamente la última revisión de la serie de Inversión, superando en algunos casos a los modelos considerados individualmente.

Referencias

[1] Ahumada, H. and L. Garegnani (2012). "Forecasting a monetary aggregate under instability: Argentina after 2001". *International Journal of Forecasting*, 28, p.p.412-427.

[2] Andreou E., E. Ghysels 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.

[3] Angelini, E., G. Camba-Méndez, D. Gianonne, G. Rünsler, and L. Reichlin (2008). "Short-term forecast of Euro Area GDP", European Central Bank Working Paper No. 949.

[4] Armesto M., K. Engemann and M. Owyang (2010). "Forecasting with Mixed Frequencies". *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, November/December 2010, 92(6), pp. 521-36.

[5] Aruoba, S., F. Diebold, and C. Scotti (2009). Real-Time Measurement of Business Conditions", *Journal of Business and Economic Statistics* 27, 4, pp. 417-27.

[6] Banbura M., D. Giannone, M. Modugno and L. Reichlin. (2013) "Now-casting and the real-time data flow", *Handbook of Economic Forecasting*, Elliot G. and A. Timmermann, eds., Chapter 4, Vol. 2, North-Holland.

[7] Bell, V., L. Co, S. Stone and G.Wallis (2014), "Nowcasting UK GDP Growth", Bank of England Quarterly Bulletin Q1.

[8] Blanco, E., L. D'Amato, F. Dogliolo and L. Garegnani,(2017). "Nowcasting GDP in Argentina: Comparing the predictive ability of different models", Economic Research Working Papers 2017 N° 74, BCRA.

[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 breaksïn 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 (2009). "Forecasting Inflation in Argentina: Individual Models or Forecast Pooling?", *Monetaria*, Centro de Estudios Monetarios Latinoamericanos, vol. 0(2), pp. 151-179, apr-jun.

[13] D'Amato L. , L. Garegnani and E. Blanco, (2015). "GDP Nowcasting: Assessing business cycle conditions in Argentina". Estudios BCRA, Working Paper 2015 nro. 69.

[14] Diebold, F. and R.S. Mariano (1995).Comparing Predictive Accuracy", *Journal of Business & Economic Statistics*, No.13, pp. 253-263.

[15] Dogliolo, F. (2018). "Nowcasting de Inversión. Una estimación en tiempo real con indicadores de alta frecuencia", Documentos de trabajo 2018 N° 78, Investigaciones Económicas BCRA.

[16] Drechsel, K. and L. Maurin (2008). "Flow of Conjuntural Information and Forecast of Euro Area Economic Activity", ECB WP No. 925, August.

[17] Evans, M. (2005). "Where are we now? Real-time Estimates of the Macro Economy", The International Journal of Central Banking, Vol. 1, 2, pp. 127-175.

[18] Foroni, C.and M. Marcellino (2013). .ª Survey of Econometric Methods for Mixed-Frequency Data", EUI Working Paper ECO 2013/02.

[19] Ghysels, E., P. Santa-Clara and R. Valkanov (2004). "The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models", CIRANO Working Papers 2004s-20, CIRANO.

[20] Ghysels, E. (2013). "MATLAB Toolbox for Mixed Sampling Frequency Data Analysis Using MIDAS Regression Models." Available on MATLAB Central at http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/45150-midas-regression.

[21] Ghysels E., Kvedaras V., Zemlys V. (2016). "Mixed Frequency Data Sampling Regression Models: The R Package midasr." Journal of Statistical Software, Volume 72, Issue 4. https://www.jstatsoft.org/article/view/v072i04

[22] Giacomini, R. and H. White, (2006). "Tests of conditional predictive ability", *Econometrica*, Vol 74 N^o 6, 1545-1578.

[23] Giannone, D., L. Reichlin 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.

[24] Giannone, D., L. Reichlin and D. Small (2008). "Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data". *Journal of Monetary Economics* 55 (2008) 665– 676.

[25] Gil, M, J. J. Pérez, A. J. Sánchez and A. Urtasun (2018). "Nowcasting private consumption: Traditional indicators, uncertainty measures, credit cards and some internet data", Documento de Trabajo Nro 1842, Banco de España.

[26] Granger, C. and R. Ramanathan (1984). Ïmproved methods of forecasting", *Journal of Forecasting*, Vol. 3, pp. 197-204.

[27] Hendry, D. and M. Clements, (2002). "Pooling of forecasts", *Econometrics Journal*, Vol. 5, pp. 1-26.

[28] Jansen W. J., X. Jin and J M.de Winter, (2016). "Forecasting and nowcasting real GDP: Comparing statistical models and subjective forecasts", International Journal of Forecasting 32, pp 411-436.

[29] Kitchen, J. and R. Monaco (2003). Real-Time Forecasting in Practice", Business Economics, Department of the US Treasury, October.

[30] Marcellino, M. (2002). "Forecasting pooling for short time series of macroeconomic variables", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* No. 66, pp. 91-112.

[31] Modugno, M. (2011). "Nowcasting inflation using high frecuency data", *Working paper series* 1324, European Central Bank.

[32] Pincheira, P. (2006). Çonditional evaluation of exchange rate predictive ability in long run regressions", Central Bank of Chile, Working Paper No. 378.

[33] 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.

[34] Stock, J. and M. Watson (2002), "Macroeconomic Forecasting using diffusion indexes", *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 20, pp. 147-162.

[35] 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.

[36] Timmermann A. (2006). "Forecast Combination", in *Handbook of Economic Forecasting*, Elliot, G., C. Granger and A. Timmermann, eds., Chapter 4, Vol. 1, North-Holland.

[37] Verbaan,R., W. Bolt and C. van der Cruijsen (2017). Üsing debit card payments data for nowcasting Dutch household consumption", De Nederlansche Bank Working Paper 571.

[38] 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.

[39] West, K. (2006). "Forecast Evaluation", in *Handbook of Economic Forecasting*, Elliot, G., C. Granger and A. Timmermann, eds., Chapter 3, Vol. 1, North-Holland.