



FACULTAD DE
CIENCIAS ECONÓMICAS
Y DE ADMINISTRACIÓN

IECON INSTITUTO
DE ECONOMÍA



UNIVERSIDAD
DE LA REPÚBLICA
URUGUAY

Nowcasting del PIB para Uruguay en base a un modelo
de ecuaciones puente

Alejo Estavillo
Gabriela Mordecki

INSTITUTO DE ECONOMÍA

Diciembre 2023

Serie Documentos de Trabajo

DT 26/23

ISSN: 1510-9305 (en papel)

ISSN: 1688-5090 (en línea)

Este documento de trabajo fue realizado en el marco del proyecto “Observatorio de coyuntura para la comprensión pública” financiado por la Comisión Sectorial de Investigación Científica (CSIC), a quien agradecemos el apoyo.

Además queremos agradecer especialmente al Grupo de Análisis Macroeconómico y Comercio por los comentarios recibidos, y en particular a Joaquín Torres por su contribución en la estimación de los modelos. Los autores asumen la responsabilidad por errores y omisiones en este trabajo.

Forma de citación sugerida para este documento: Estavillo, A., y Mordecki, G. (2023). *Nowcasting* del PIB para Uruguay en base a un modelo de ecuaciones puente. Serie Documentos de Trabajo, DT 26/23. Instituto de Economía, Facultad de Ciencias Económica y Administración, Universidad de la República, Uruguay.

Nowcasting del PIB para Uruguay en base a un modelo de ecuaciones puente

Alejo Estavillo¹, Gabriela Mordecki².

Resumen

En el ámbito de las políticas públicas o las decisiones económicas en general, contar con información oportuna respecto al nivel de actividad de la economía es de suma relevancia. En este artículo exploramos dos metodologías aplicadas al caso uruguayo: un ejercicio de *nowcasting* para el PIB basado ecuaciones puente estimado a través de la metodología GETS; y otra a partir de un modelo univariado, explotando el nuevo Indicador Mensual de Actividad Económica (IMAE) recientemente publicado por el Banco Central del Uruguay. En base al modelo de *nowcasting*, con información a setiembre de 2023, se esperaba una contracción interanual de 0,2% en III-2023, y -aún sin información para IV-2023- un modesto crecimiento de 0,04% en el promedio del año. Asimismo, al comparar las proyecciones dentro de la muestra con aquellas obtenidas a partir de un modelo *naif* (univariado para el PIB), se observa que las primeras resultan más precisas. Adicionalmente, se explora la conveniencia de realizar un *pooling* para mejorar las proyecciones.

Palabras clave: *nowcasting*, Uruguay, modelos puente, GETS.

Clasificación JEL: C52, C53, E01, E37

Abstract

In the realm of public policy or general economic decision-making, having timely information regarding the level of economic activity is of utmost importance. In this article we explore two methodologies applied to the Uruguayan case: a *nowcasting* exercise for GDP based on bridge equations estimated through the GETS methodology; and another based on a univariate model, exploiting the newly released Monthly Economic Activity Indicator (IMAE) by the Central Bank of Uruguay. Based on the *nowcasting* model, with information available up to September 2023, a year-on-year contraction of 0.2% was expected in Q3-2023, and - still without information for Q4-2023 - a modest growth of 0.04% for the year's average. Furthermore, when comparing the projections within the sample with those obtained from a naive model (univariate for GDP), it is observed that the former are more accurate. Additionally, the feasibility of conducting pooling to enhance projections is explored.

Keywords: *nowcasting*, Uruguay, bridge equations, GETS.

JEL classification: C52, C53, E01, E37

¹Instituto de Economía, Universidad de la República. Mail: alejo.estavillo@fcea.edu.uy

²Instituto de Economía, Universidad de la República. Mail: gabriela.mordecki@fcea.edu.uy

1. Introducción

La implementación de políticas públicas por parte del Estado -sean estas de empleo, transferencias, productivas, o de otra naturaleza- persiguen distintos objetivos, pero comparten un requisito en común: ser oportunas y suficientes. Por esta razón, es imprescindible que los *policymakers* cuenten con información de forma frecuente, para que las decisiones -que toman en tiempo real- puedan, en primer lugar, ser correctamente planificadas y sobre todo tener el impacto esperado.

El Producto Interno Bruto (PIB) de un país, si bien ha recibido diversas críticas como indicador de bienestar general, continúa siendo uno de los principales indicadores -sino el más importante- a la hora de monitorear el estado de la economía (Van den Bergh, 2009).

Sin embargo, en Uruguay al igual que en otros países, este indicador agregado solamente está disponible con un rezago de entre 80 y 90 días. Por esta razón, desarrollar herramientas que permitan monitorear en tiempo real el avance de la economía resulta crucial tanto para la implementación de políticas públicas como para la toma de decisiones del sector privado. Y esto cobra mayor relevancia en tiempos de crisis agudas, cuando la producción cae en forma abrupta (Mateauda Espinosa, 2022).

Afortunadamente, desde finales del siglo XX el avance de las tecnologías de la información entre otros factores coadyuvantes, ha permitido la multiplicación de diversas estadísticas de mayor frecuencia y que presentan distintos grados de correlación con el PIB. De esta forma, se puede explorar las relaciones entre los distintos indicadores y la variable de interés para obtener predicciones en tiempo real (Banbura et al., 2010).

Sobre esta idea de base que la literatura ha dado en llamar *nowcasting* -o predicción del ahora-, se han desarrollado distintas metodologías, o formas de aproximarse. Su objetivo, sin embargo, es el mismo: a pesar de hacerlo con estrategias distintas, todas ellas modelan las relaciones entre el PIB y sus determinantes en base a modelos estadísticos, sin pretender necesariamente dar interpretaciones causales (Mateauda Espinosa, 2022). En otras palabras, buscan acertar al resultado, y no explicarlo.

En lo que sigue se presentará: (1) una breve reseña de los ejercicios del *nowcasting* del PIB a nivel internacional y en particular para Uruguay, así como sus principales conclusiones en cuanto a la *performance* de las distintas metodologías utilizadas; (2) los datos y la metodología a utilizar en este trabajo; (3) los principales resultados; y (4) algunas conclusiones.

2. Antecedentes

Distintos trabajos a nivel nacional e internacional han procurado obtener estimaciones en tiempo real para diversas variables económicas, con especial foco en el PIB. En particular, la literatura ha realizado

ejercicios de comparación entre las distintas metodologías, con el objetivo de extraer conclusiones respecto a la conveniencia de cada una según el caso.

Dentro de las principales metodologías utilizadas hasta el momento destacan los modelos MIDAS (Mixed Data Sampling), que combinan regresandos y regresores de distinta frecuencia en una misma ecuación (Schumacher, 2014). En segundo lugar, los MF-VAR (Mixed Frequency - Vector Autoregressive) que son modelos VAR con interpolación de variables desde una frecuencia a otra frecuencia (Schorfheide y Song, 2021). En tercer lugar, los modelos de Factores Dinámicos sintetizan información de alta frecuencia en factores para luego estimar una ecuación lo más parsimoniosa posible (Mariano y Murasawa, 2002).

Finalmente, los modelos de ecuaciones puente -BE, Bridge Equations, por su sigla en inglés- son quizás los más simples metodológicamente: en primer lugar, agrega regresores de alta frecuencia y luego estima un modelo de autorregresivo de rezagos distribuidos (ARDL) (Brum et al., 2016; Forni y Marcellino, 2014).

Sin embargo, ninguna de estas metodologías -ni, por tanto, de los modelos estimables- resulta infalible. De hecho, Etchegaray Alvarez (2021) argumenta que es poco probable que un solo modelo logre una dominancia por sobre los demás bajo todos los escenarios y más allá del período analizado. Por esta razón, la literatura ha procurado comparar las distintas estrategias y evaluar bajo qué circunstancias conviene inclinarse por una u otra.

Pasando entonces a repasar los objetivos y resultados de algunos de los ejercicios de *nowcasting* realizados hasta el momento en Uruguay y el mundo, procuraremos extraer conclusiones que nos permitan reconocer la mejor estrategia para abordar nuestro objetivo.

En lo que respecta a la literatura internacional, Kuzin et al. (2011) comparan los modelos MIDAS con MF-VAR, encontrando que los primeros tienden a comportarse mejor en el corto plazo. En tanto, Forni y Marcellino (2014) repiten este ejercicio pero considerando además los modelos BE: en este caso, los resultados muestran que mientras los MIDAS siguen prediciendo mejor que los MF-VAR, los modelos de ecuaciones puente se comportan bien en general.

Para Uruguay, distintos autores buscaron aproximarse a la metodología del *nowcasting*. Brum et al. (2016) estiman modelos de ecuaciones puente para el PIB tanto directos como indirectos, a través de los componentes sectoriales. Por su parte Etchegaray Alvarez (2021) compara distintas especificaciones de modelos de tipo MIDAS y, en particular, explora las ventajas de realizar ejercicios de *pooling* entre las diferentes proyecciones. Finalmente Mateuda Espinosa (2022) compara los modelos de factores dinámicos con los de ecuaciones puente, y encuentra que estos últimos dan mejores resultados, tanto en tiempos de crisis como de estabilidad.

3. Metodología y datos

Con todas las estrategias a la vista y, en particular, tomando en cuenta los ejemplos que aporta la literatura previa, en esta sección se presentan los datos y se comentan las distintas decisiones metodológicas tomadas a lo largo del ejercicio de *nowcasting*. Además, se desarrolla la metodología a utilizar para obtener predicciones en base al Indicador Mensual de Actividad Económica (IMAE) que recientemente comenzó a publicar el Banco Central del Uruguay (BCU, 2023).

3.1. Metodología

A continuación se presenta la metodología de los dos modelos estimados: el primero de *nowcasting* utilizando un modelo en base a la metodología de lo general a lo específico (GETS, por sus siglas en inglés) y otro univariado en base al IMAE.

3.1.1. *Nowcasting*

La estimación del modelo de *nowcasting* se divide en las siguientes etapas. En primer lugar, siguiendo a Andreini et al. (2023) y a Mateauda Espinosa (2022) se estimará un modelo de Ecuaciones Puente (BE) con ventana expandible ¹.

Para ello se procedió en primer lugar a seleccionar las variables a incluir como regresores. Siguiendo a Brunhes-Lesage y Darné (2012), se utiliza la metodología GETS, sirviéndonos para ello de la función *Autometrics* disponible en módulo *PcGive* del software *OxMetrics* (Doornik y Hendry, 2013).²

Se parte entonces del siguiente Modelo Global, con frecuencia trimestral y para el que se consideró un máximo de ocho rezagos de la variable dependiente:

$$y_t = \lambda_0 + \sum_{i=1}^8 \gamma_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j - \varepsilon_t \quad (1)$$

Donde y_t es la variable de interés -variación trimestral del IVF del PIB- en el período t ; $\sum_{i=1}^8 \gamma_i y_{t-i}$ es el componente autorregresivo; y x_k son los regresores presentados en la sección Datos, sin rezagos³.

Una vez obtenidos los regresores a considerar y sus rezagos, estos se mantendrán un cierto número de períodos, reestimando únicamente los parámetros asociados en cada ocasión. En cambio, con cada nueva incorporación de información para la variable dependiente, se recurrirá a la función de Impulso Saturación para detectar datos atípicos e incorporarlos al modelo.

¹A diferencia de la alternativa con ventana deslizante, la ventana expandible no descarta las observaciones más viejas para cada nueva estimación. Esto tiene la ventaja de tener un tamaño de muestra más grande y más estabilidad en las estimaciones. En contrapartida, permite menos ajustes a cambios espontáneos en el proceso generador de datos, repercutiendo en las proyecciones en tiempos de cambio estructural

²Para una presentación detallada de estas metodologías, ver Anexo Metodológico.

³La incorporación de rezagos para estas variables conduce a la selección de rezagos anteriores, lo que contradice la intuición del *nowcasting*

3.1.2. IMAE

Siguiendo a varios autores, entre ellos a (Eraslan y Schröder, 2023; Foroni y Marcellino, 2014; Kuzin et al., 2009), y para aprovechar la reciente publicación del IMAE por parte del BCU, se procura estimar un autoarima en base a este indicador mensual, para evaluar la conveniencia de hacer un ejercicio de *pooling* con el *nowcasting*. La razón por la cual se opta por este tipo de ejercicio en lugar de incorporarlo como un regresor más en el *nowcasting* es simple: reflejar el estado actual del ciclo económico, así como permitir una evaluación más oportuna de la situación económica constituyen los objetivos del IMAE, por lo que se trata a este indicador como otro modelo que busca adelantar los resultados de Cuentas Nacionales.

Respecto a esta estrategia, Etchegaray Alvarez (2021) resume algunas de sus ventajas. Por ejemplo, sugiere la conveniencia de combinar predicciones entre modelos con distinto tiempo de adaptación de parámetros, para así lograr predecir con mayor precisión tanto en tiempos de crisis como en períodos de estabilidad.

Además, de acuerdo con Schumacher (2014), existen muchas fuentes de errores de especificación a la hora de seleccionar un modelo concreto, y una alternativa es el *pooling* o agrupación de un gran conjunto de modelos con diferentes especificaciones. Asimismo, Etchegaray Alvarez (2021) argumenta que, individualmente, todos los modelos están siempre sujetos al riesgo de una mala especificación y a sesgos desconocidos. Esto porque, por definición, la realidad es siempre más compleja que cualquier modelización y, por tanto, es poco probable que uno solo logre dominar a todos los demás.

Así pues se estiman en paralelo el *nowcasting* utilizando el GETS de OxMetrics y un modelo autoarima del *software EViews* con la siguiente especificación:

$$ima_e_t = \lambda_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i ima_e_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2)$$

3.2. Datos

En el ejercicio de *nowcasting* la variable dependiente es el Índice de Volumen Físico del Producto Interno Bruto, en frecuencia trimestral. Al igual que en el caso de los regresores la metodología requiere contar con una serie estacionaria. Para ello se toman logaritmos y diferencias, de modo que el ejercicio se hará para la variación interanual del producto sin desestacionalizar.

Las variables independientes utilizadas son: las exportaciones e importaciones consideradas en dólares corrientes, el índice de volumen físico de la industria manufacturera, la faena de vacunos, la venta de autos 0 km, la recaudación de DGI considerada en pesos constantes, la facturación de energía eléctrica del sector de comercio y servicios en megawatts-hora, un índice de las expectativas de los empresarios industriales, la llegada de visitantes en miles de personas, un índice del salario real, la tasa de empleo y el índice de riesgo país. Adicionalmente se incluyen dos indicadores mensuales de la actividad económica, uno para Argentina y otro para Brasil (EMAE y IBCBR, respectivamente). Al igual que en el caso del IVF del PIB, en todos los casos se considera el período desde enero de 1999 a setiembre de 2023, con una diferencia respecto a la frecuencia: los valores mensuales se proyectan y luego son trimestralizados para poder realizar el ejercicio del *nowcasting* del PIB.

Para ello se comienza por proyectar con frecuencia mensual y para el horizonte relevante las distintas variables a través de modelos ARIMA.⁴ A continuación, estas series son trimestralizadas a través de promedios o últimos valores, según corresponda por su naturaleza. Finalmente, al igual que con la variable independiente, se toman logaritmos para reducir la variabilidad y se diferencia interanualmente para lograr la estacionariedad de las series y a su vez obtener una aproximación a la variación interanual.⁵ En todos los casos se trabaja con series sin desestacionalizar.

Por otra parte, se utiliza el IMAE del Banco Central del Uruguay (BCU). Se trata de un indicador que resume la evolución de la actividad económica en el corto plazo, permitiendo obtener información con menor rezago que el PIB trimestral. El BCU lo elabora en base a la estructura económica sectorial que surge de las Cuentas Nacionales del año 2016 y distintos indicadores directos e indirectos de la actividad de cada sector BCU (2023).

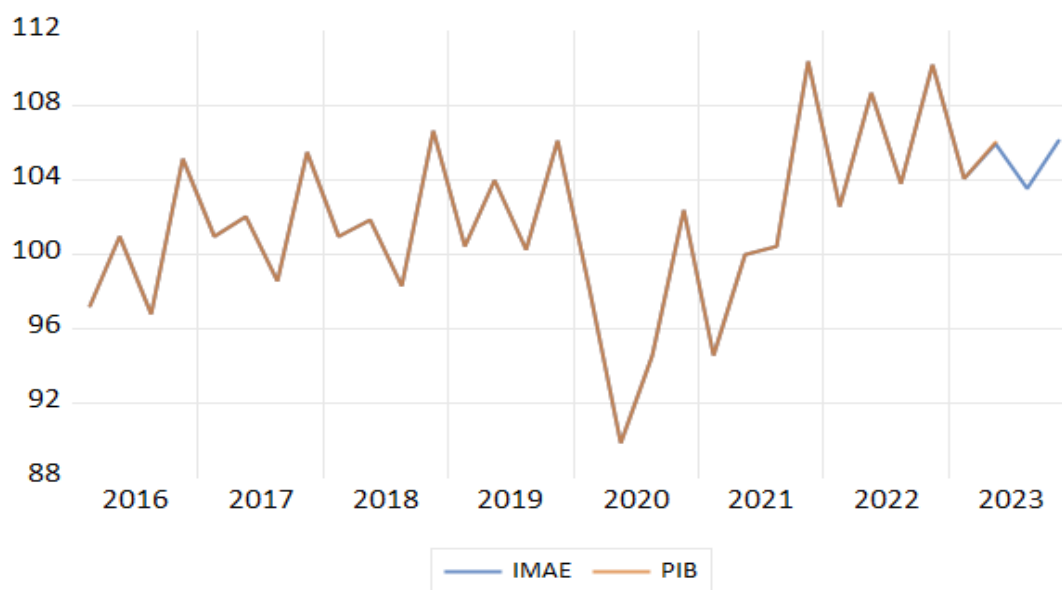
Debido a la forma en que se construye este indicador, su agregación trimestral a través de un promedio simple permite reconstruir con alta precisión el PIB para ese período.⁶ En la Figura 1 se alcanza a ver como ambas series se ajustan prácticamente a la perfección, así como las predicciones a partir de un autoarima para el IMAE que serán utilizadas para el *pooling*.

⁴Se utiliza para ello la función autoarima del *EViews*

⁵Los gráficos de series temporales para cada transformación se presentan en el Anexo

⁶Existen discrepancias mínimas en algunos trimestres.

Figura 1: PIB y agregación trimestral del IMAE



4. Resultados

En esta sección se presentan los resultados del ejercicio de *nowcasting*. En primer lugar se profundiza en la aplicación del algoritmo GETS para la obtención de los regresores relevantes en un modelo base, y se comentan las estimaciones obtenidas para el PIB en III-2023 y IV-2024. Luego se procede a evaluar el comportamiento del modelo dentro de la muestra, con foco en dos casos particulares: por un lado, se hace un *nowcasting* en períodos de normalidad⁷ y por otro se procura chequear la utilidad del modelo para predecir crisis como la causada por el Covid-19. Finalmente se comparan los resultados con el modelo en base al IMAE y el naif.

4.1. *Nowcasting*

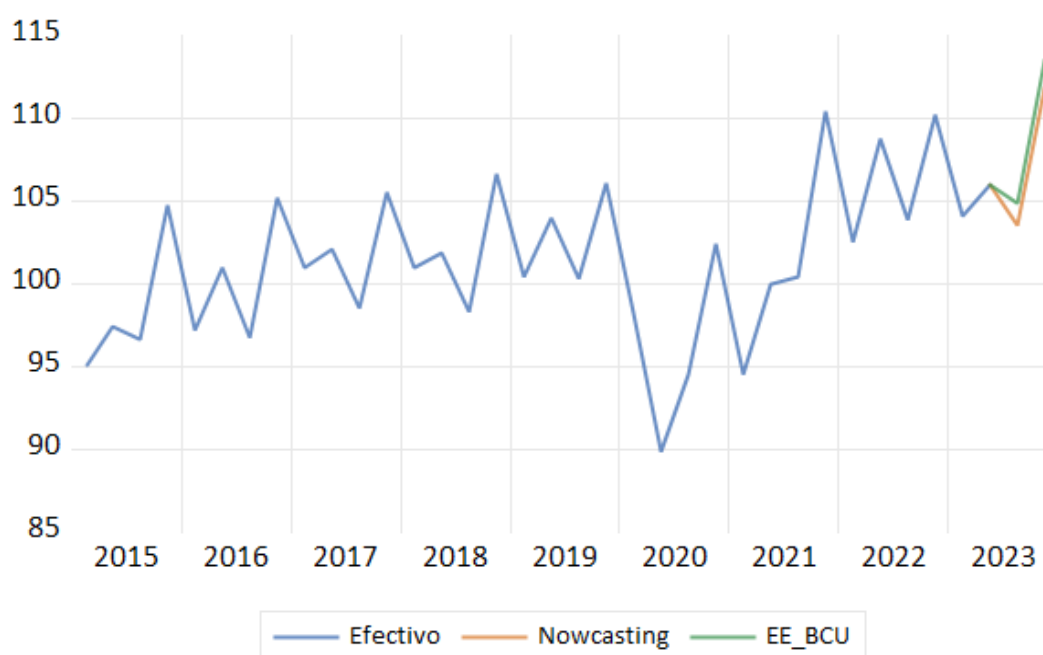
Al aplicar la metodología descrita en el apartado 3.2.1, se obtienen los regresores y coeficientes para el ejercicio de *nowcasting* para los trimestres III-2023 y IV-2023. Esto supone obtener estimaciones con la muestra hasta II-2023. Como puede observarse en la tabla incluida en el Anexo, el algoritmo GETS conserva las siguientes variables explicativas: el séptimo rezago del PIB, las ventas de autos, las exportaciones e importaciones, la recaudación y la llegada de turistas, además de una serie de *dummies* estacionales o sugeridas por la función de impulso-saturación. Allí se presentan además los resultados de los tests para el modelo.⁸

⁷Entre otros aspectos, esto tiene la ventaja que permite asumir con mayor credibilidad que los regresores no cambian demasiado de un período a otro.

⁸En este caso puntual fue necesario incorporar a los regresores presentados en la metodología algunas *dummies* de *step-saturation*, así como estimar errores estándar robustos a la heterocedasticidad para lograr un buen comportamiento de los residuos.

A partir de estas estimaciones se lleva a cabo el ejercicio de *nowcasting* para los dos trimestres siguientes. Para ello se incorpora al análisis la información correspondiente a estos períodos disponible. Así, se obtiene una predicción en tiempo real algo menores a la mediana de expectativas de los agentes encuestados por el Banco Central del Uruguay para ambos períodos (Figura 2). En particular, en base a este modelo cabría esperar una contracción del PIB de 0,3 % para III-2023, y un modesto 0,04 % para el año 2023.⁹

Figura 2: PIB y distintas proyecciones



4.2. IMAE y *Pooling*

A continuación se presenta la estimación del modelo introducido en la sección 3.3.2, las proyecciones para los períodos de interés y finalmente las previsiones obtenidas a través de una combinación simple de ambos modelos.

Como se comentó anteriormente, por construcción el IMAE por sí solo permite reconstruir la serie del PIB. Por esta razón se decide predecir, en base a la última información disponible y gracias a la función autoarima de *Eviews*, los valores mensuales de este indicador para los últimos meses de 2023.

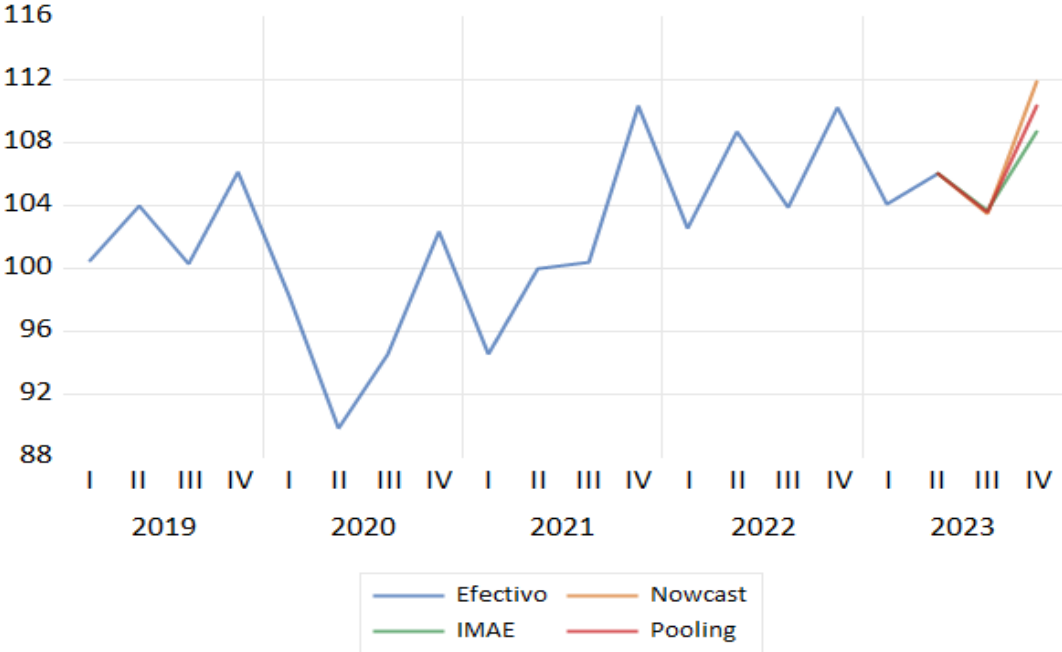
En la Figura 3 se presentan las proyecciones para III-2023 -aún en curso con los datos utilizados- y para el año 2023, obteniendo tasas de crecimiento interanual negativas en ambos casos (0,2 % y 0,7 %,

⁹Vale aclarar que esta última proyección es en base información oficial hasta octubre de 2023 en el mejor de los casos, y en muchos aún con el dato de setiembre. En este sentido es esperable que este pronóstico sufra actualizaciones al incorporar información más reciente.

respectivamente) en base al IMAE. Es importante recordar que este modelo se estima con datos efectivos hasta agosto de 2023, por lo que el *forecast* para octubre, noviembre y diciembre puede no estar capturando la recuperación de la economía en IV-2023. En este sentido, a medida que el BCU publique el IMAE para estos meses, es esperable que las predicciones se ajusten a las obtenidas a través del *nowcasting*.

También en la Figura 3 se disponen los resultados obtenidos al combinar las proyecciones en base a ambos modelos a través de un promedio simple. De esta forma, las estimación para el tercer trimestre resulta en -0,2% respecto a igual período de 2022, mientras que el 2023, proyecta una contracción de 0,3%.¹⁰

Figura 3: Proyecciones para el PIB en base a distintos modelos



4.3. Proyecciones dentro de la muestra

En la siguiente sección se estudia la capacidad del modelo de *nowcasting* para predecir las fluctuaciones en el nivel de actividad, sirviéndonos para ello de un análisis dentro de la muestra. En particular, se procurará evaluar qué tan bien esta metodología nos permite adelantar la contracción de la economía durante la crisis por Covid-19. Como se mencionó anteriormente, no se considera en esta sección las

¹⁰Cabe insistir en que debido a la actualización recurrente del IMAE por parte del BCU, la evaluación de su desempeño predictivo en la muestra carece de sentido. En efecto, los sucesivos ajustes que sufre la serie buscan que permita reconstruir el IVF de forma trimestral, por lo que el análisis resultará trivial. En cambio, sí se podrá analizar el desempeño una vez publicado el dato de setiembre de 2023 y, más adelante, los de octubre, noviembre y diciembre de ese mismo año.

predicciones en base al IMAE, debido a que los sucesivos ajustes que sufre esta serie hacen que ese análisis se vuelva trivial.

4.3.1. Seguimiento de la actividad en períodos de estabilidad

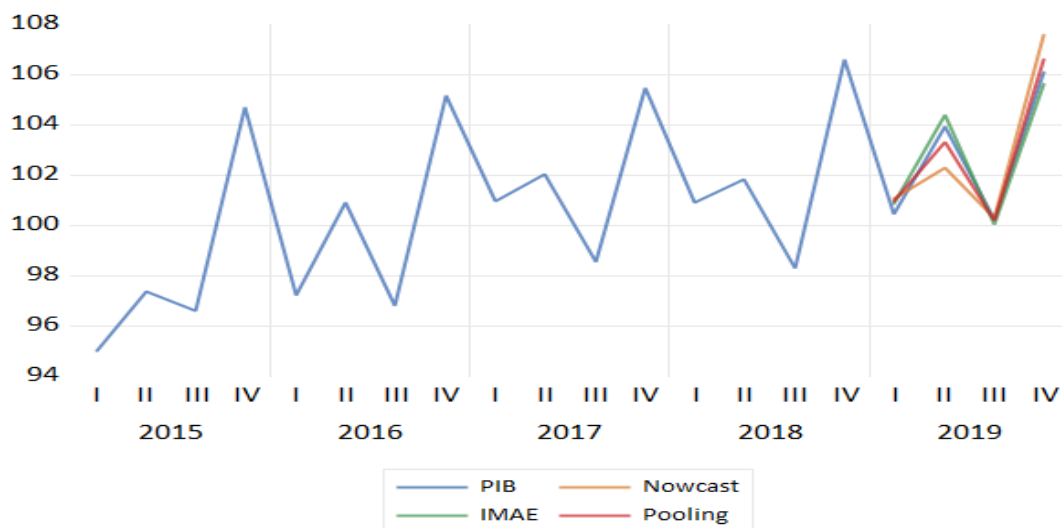
Antes de abocarnos a estudiar la idoneidad del modelo para predecir la caída en el nivel de actividad durante los primeros trimestre de 2020, el objetivo de este apartado es analizar qué tan bien se ajusta el modelo en períodos de relativa estabilidad. Se opta por aplicar la metodología a los cuatro trimestres de 2019.¹¹

En la Figura 4 se presenta las estimaciones para el PIB, con información hasta IV-2018. Como puede observarse, la proyecciones para I-2019 y III-2019 resultan relativamente precisas. En cambio, para II-2019 existe un error importante en la predicción, adelantando una expansión interanual sensiblemente menor a la efectiva. Se obtiene una raíz del error cuadrático medio (RMSE, por sus siglas en inglés) de 0,01.

En tanto, en la Figura 5 se comparan las estimaciones obtenidas a partir del *nowcasting* y de un modelo *naif* univariado. Como puede observarse, el modelo desarrollado permite obtener estimaciones algo más precisas que el modelo de referencia, en particular en momento de contracciones.

Figura 4: Análisis dentro de la muestra

(var. % 12 meses)

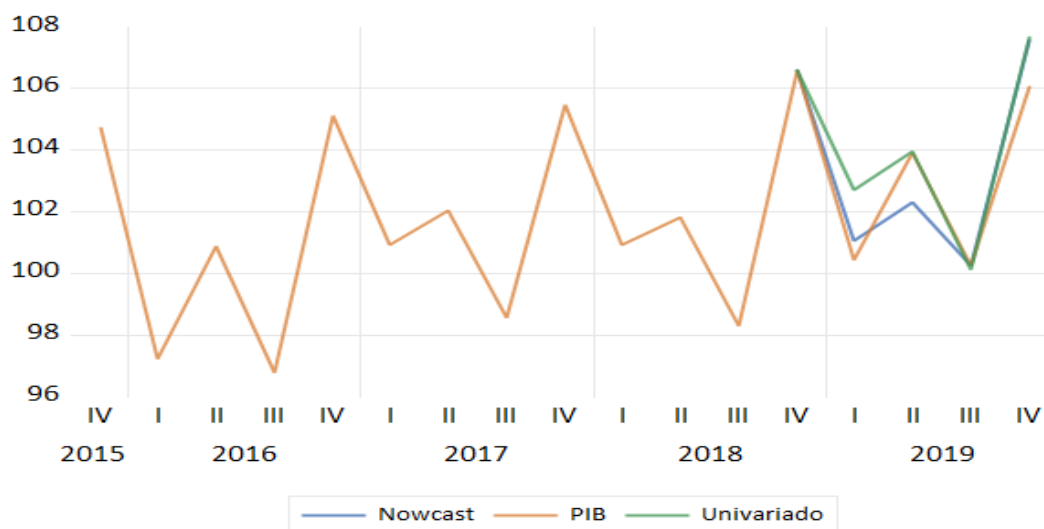


4.3.2. Seguimiento de la Crisis por Covid-19

A continuación se evalúa la capacidad de esta metodología de estimar el impacto que el Covid-19 tendría sobre la economía uruguaya.

¹¹Con fines expositivos, se omitirán las variables consideradas relevantes por el algoritmo para el modelo de *nowcasting*.

Figura 5: Comparación con modelo naif univariado

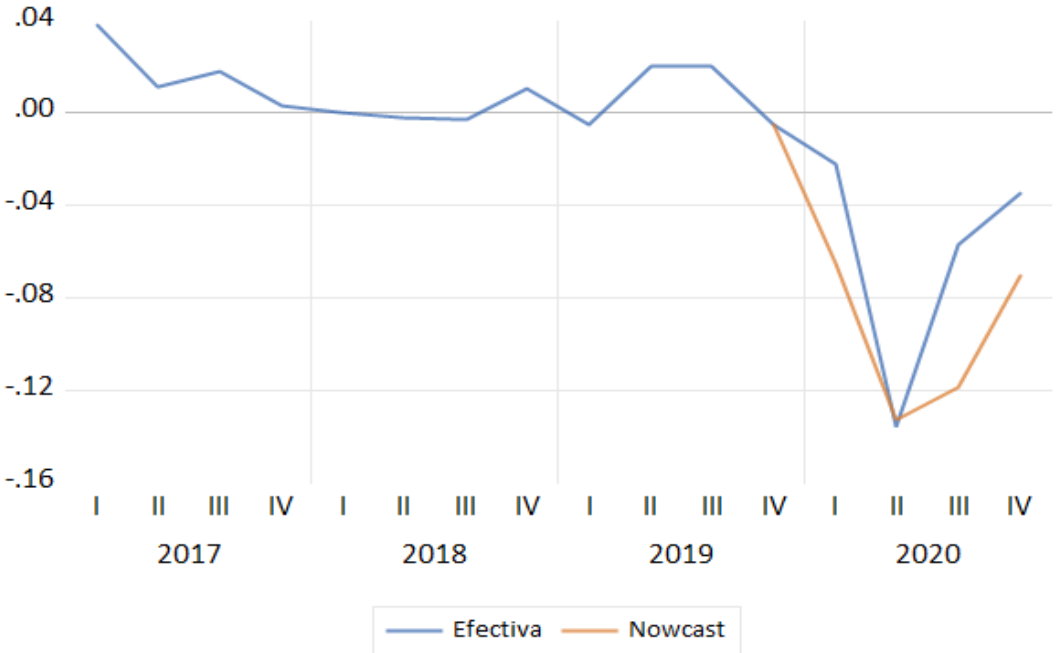


Para ello incorporamos al análisis presentado en el apartado anterior la información efectiva para los cuatro trimestres de 2019, disponible al 19 de marzo de 2020. En ese momento se conocía la estimación oficial para la tasa de crecimiento de la economía uruguaya durante el año cerrado casi tres meses atrás y, para esa fecha, ya se contaba con suficiente información para implementar un modelo de *nowcasting* para el período I-2023.

Así es que se aplica nuevamente la metodología GETS, fijando un nivel de significación de 5% como máximo pero truncando la muestra a esa fecha. Las variables y rezagos que el algoritmo considera relevantes son: los rezagos impares de PIB, las exportaciones y el IVF de la industria, además de algunas *dummies* que recogen datos atípicos y la estacionalidad.

A continuación, en base a este modelo se hace un ejercicio de *nowcasting* para los cuatro trimestres de 2020. En la Figura 6 se muestran las estimaciones realizadas para cada período, y se comparan con el dato oficial. En términos generales se observa una tendencia a predecir contracciones sistemáticamente mayores a la efectivamente experimentada por la economía.¹² Sin embargo, se encuentra que el modelo sí logra predecir con exactitud el piso que habría de alcanzar la economía en II-2020. En este caso el RMSE es considerablemente mayor (0,04).

Figura 6: Análisis de desempeño en el seguimiento de la crisis por Covid-19
(var. % 12 meses)



¹²Para III-2020 y IV-2020 (a tres y cuatro pasos), las predicciones son meramente indicativas y no forman parte del objetivo del modelo de *nowcasting*.

5. Conclusiones

En este documento de trabajo se procuró construir un modelo de *nowcasting* para el IVF del PIB sin desestacionalizar. Para ello se utilizó la metodología de ecuaciones puente, implementada a través del algoritmo GETS en base al software Oxmetrics. Como *inputs* se consideraron distintas variables de frecuencia mensual, permitiendo al modelo seleccionar únicamente las más relevantes.

Adicionalmente se procuró realizar un ejercicio de *pooling* entre estas estimaciones y la proyección en base al pronóstico univariado del nuevo IMAE del BCU.

El modelo presentado en este documento muestra algunos puntos fuertes y también algunos márgenes de mejora. Por un lado, en línea con la literatura previa, permite obtener predicciones más acertadas que las conseguidas a partir de un modelo *naif* univariado del PIB. A su vez, se vio que esta metodología permite prever con éxito el piso que alcanzó la economía durante la crisis por el Covid-19. En cualquier caso, cabe resaltar una vez más que estos resultados refieren a la serie del IVF del PIB sin desestacionalizar, una diferencia con la literatura previa.

En cuanto a la estrategia de *pooling*, esta mostró que a un paso las ganancias no son demasiado significativas (ambas previsiones son del orden de $-0,2\%$), mientras que a dos pasos sí se encuentran diferencias sustanciales que afectan las proyecciones. Resaltamos nuevamente aquí la imposibilidad de validar estos resultados dentro de la muestra debido a la actualización retrospectiva del IMAE.

Sin embargo, y en línea con algunos antecedentes locales las estimaciones realizadas en este estudio aún presentan un error elevado, dado el objetivo de estos modelos. En este sentido, se consideran algunas líneas de investigación futuras: la exploración de un modelo de *nowcasting* que permita mejorar los errores de predicción; la evaluación del desempeño predictivo del autoarima del IMAE,¹³ de forma de hacer atractiva la estrategia de *pooling* a dos pasos; la exploración de nuevas formas de agregación o *pooling* que permitan obtener estimaciones más precisas; y finalmente, dado que el indicador se publica con un rezago de 60 días, la estimación de un modelo de *nowcasting* para el IMAE.

¹³Esto porque, como fue mencionado anteriormente, el ajuste cuasiperfecto de la serie trimestral al PIB hace que carezca de sentido su evaluación en base a la primera publicación de la serie.

Referencias

- Andreini, P., Hasenzagl, T., Reichlin, L., Senfleben-König, C., y Strohsal, T. (2023). Nowcasting german gdp: Foreign factors, financial markets, and model averaging. *International Journal of Forecasting*, 39(1):298–313.
- Banbura, M., Giannone, D., y Reichlin, L. (2010). Nowcasting. *ECB working paper*.
- BCU (2023). Metodología del indicador mensual de actividad económica. *Documentos de Trabajo. Banco Central del Uruguay*.
- Brum, C., Rodríguez, H., et al. (2016). Modelos puente para proyectar el pib en el corto plazo. enfoque sectorial. *Documentos de Trabajo. Banco Central del Uruguay*.
- Brunhes-Lesage, V. y Darné, O. (2012). Nowcasting the french index of industrial production: A comparison from bridge and factor models. *Economic Modelling*, 29(6):2174–2182.
- Doornik, J. A. y Hendry, D. F. (2013). Empirical econometric modelling – pcgivetm 14: Volume i. *Timberlake Consultants Ltd, Unit B3, Broomsleigh Business Park, London SE26 5BN, UK*.
- Eraslan, S. y Schröder, M. (2023). Nowcasting gdp with a pool of factor models and a fast estimation algorithm. *International Journal of Forecasting*, 39(3):1460–1476.
- Etchegaray Alvarez, S. (2021). Proyecciones macroeconómicas con datos en frecuencias mixtas. modelos adl-midas, u-midas y tf-midas con aplicaciones para uruguay. *Tesis de maestría, FCS, Udelar*.
- Froni, C. y Marcellino, M. (2014). A comparison of mixed frequency approaches for nowcasting euro area macroeconomic aggregates. *International Journal of Forecasting*, 30(3):554–568.
- Kuzin, V., Marcellino, M., y Schumacher, C. (2011). Midas vs. mixed-frequency var: Nowcasting gdp in the euro area. *International Journal of Forecasting*, 27(2):529–542.
- Kuzin, V., Marcellino, M. G., y Schumacher, C. (2009). Pooling versus model selection for nowcasting with many predictors: An application to german gdp. *Bundesbank Series 1 Discussion Paper*.
- Mariano, R. S. y Murasawa, Y. (2002). A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series. *Available at SSRN 317983*.
- Mateauda Espinosa, M. (2022). Nowcasting del pib de uruguay: evaluación del desempeño de los modelos en las crisis de 2002 y 2020. *Tesis de maestría, FCEA, Udelar*.
- Schorfheide, F. y Song, D. (2021). Real-time forecasting with a (standard) mixed-frequency var during a pandemic. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Schumacher, C. (2014). Midas and bridge equations. *Bundesbank Series 1 Discussion Paper*.
- Van den Bergh, J. C. (2009). The gdp paradox. *Journal of economic psychology*, 30(2):117–135.

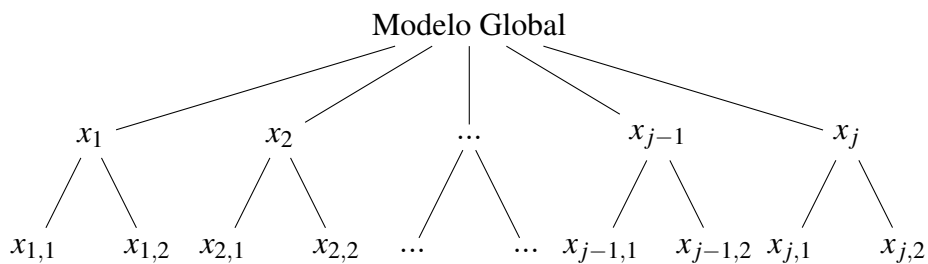
6. Anexo

6.1. Metodología GETS

El procedimiento del algoritmo GETS puede resumirse en los siguientes pasos:

- Se comienza planteando un modelo general, donde se incluyen todas las variables candidatas y sus respectivos rezagos.
- Se chequea la normalidad y no autocorrelación en los errores.
- Se eliminan una a una las variables no significativas, de forma de crear sucesivos nodos en los que iterar el algoritmo (ver Figura 6).
- Se validan sucesivamente los distintos modelos obtenidos, hasta obtener tantos modelos sin variables no significativas.
- Finalmente se utiliza el criterio de información de Akaike para elegir entre los modelos con todas sus variables significativas,

Figura 7: Algoritmo GETS



6.2. Salidas del modelo

Cuadro 1: Estimaciones para el modelo con datos a II-2023.

	Coef	S.E.	HCSE	t-HCSE	p-value
DLPBI ₇	0.381	0.039	0.039	9.81	0.0000
AUTOS _F	0.036	0.006	0.005	6.85	0.0000
EXPORT _F	0.104	0.017	0.017	5.97	0.0000
IMPORT _F	-0.044	0.016	0.015	-2.83	0.0061
IVF _F	0.080	0.017	0.017	4.53	0.0000
RECAUDA _F	0.176	0.043	0.056	3.11	0.0027
TURISTAS _F	0.018	0.002	0.003	6.32	0.0000
I:2008(4)	0.036	0.016	0.003	11.9	0.0000
I:2012(2)	0.058	0.015	0.003	19.3	0.0000
I:2012(4)	0.112	0.016	0.003	32.5	0.0000
I:2013(1)	0.047	0.016	0.004	13.2	0.0000
I:2016(2)	0.034	0.016	0.004	8.36	0.0000
I:2022(1)	0.051	0.017	0.008	6.22	0.0000
I:2023(1)	-0.033	0.016	0.006	-5.71	0.0000
I:2004(2)	-0.050	0.019	0.012	-4.07	0.0001
S1:2017(3)	0.030	0.011	0.003	9.55	0.0000
S1:2018(1)	-0.029	0.011	0.003	-8.96	0.0000
AR 1-5 test:		F(5,65)	=	0.408	[0.841]
ARCH 1-4 test:		F(4,79)	=	0.430	[0.787]
Normality test:		Chi ² (2)	=	0.160	[0.923]
Hetero test:		F(16,62)	=	1.434	[0.156]
Hetero-X test:		F(37,41)	=	0.958	[0.551]
RESET23 test:		F(2,68)	=	0.659	[0.520]