Modelos nowcasting para la estimación del PIB: un análisis por sector económico para Bolivia*

Juan Carlos Carlo Santos

RESUMEN

Los modelos de frecuencia mixta utilizados en economía tienen el objetivo de obtener estimaciones tempranas de algún agregado macroeconómico, como es el caso del Producto Interno Bruto. Su utilización se ha extendido de manera importante a lo largo de los años debido a la necesidad, para los hacedores de política económica, de contar con indicadores del estado actual de la economía de forma oportuna. Es así que la obtención de estos indicadores permitirá que la toma de decisiones y/o acciones sea pertinente, más ahora en la actual coyuntura post-pandemia, en la que se busca reactivar e impulsar el crecimiento económico. En este sentido, en el presente documento se desarrollan los modelos BRIDGE y MIDAS, metodologías ampliamente usadas por los bancos centrales para realizar *nowcasting* de la actividad económica por el lado de la oferta. Según los resultados encontrados, el modelo BRIDGE es el que tiene menor error de pronóstico, a diferencia del modelo MIDAS, y prevé crecimientos interanuales de 3,7% para el primer trimestre y 4,0% para el segundo trimestre de 2022.

Clasificación JEL: C32, C53, E23

Palabras clave: Producto Interno Bruto, nowcasting, modelos BRIDGE y

MIDAS

^{*} El contenido del presente documento es de responsabilidad de los autores y no compromete la opinión del Banco Central de Bolivia.

Nowcasting models for GDP estimation: an analysis by economic sector for Bolivia*

Juan Carlos Carlo Santos

ABSTRACT

Mixed frequency models used in economics have the objective of obtaining early estimates of some macroeconomic aggregate, as is the case of Gross Domestic Product. Their use has expanded significantly over the years due to the need of economic policy makers to have timely indicators of the current state of the economy. Thus, obtaining these indicators will allow decision making and/or actions to be pertinent, especially now in the current post-pandemic situation, where the aim is to reactivate and boost economic growth. In this sense, this paper develops the BRIDGE and MIDAS models, methodologies widely used by central banks to nowcast economic activity on the supply side. According to the found results, the BRIDGE model has the lowest forecast error as opposed to the MIDAS model and it forecasts year-on-year growth of 3.7% for the first quarter and 4.0% for the second quarter of 2022.

JEL Classification: C32, C53, E23

Keywords: Gross Domestic Product, nowcasting, BRIDGE and

MIDAS models

^{*} The contents of this document are the responsibility of the authors and do not compromise the opinion of the Banco Central de Bolivia.

I. Introducción

Los responsables en la formulación de la política económica evalúan, de manera periódica, el estado actual de la actividad económica a través de diferentes indicadores. Uno de estos indicadores es el Producto Interno Bruto (PIB). No obstante, este agregado macroeconómico solo está disponible de forma trimestral y con un rezago en su publicación de un poco más de 3 meses por parte del Instituto Nacional de Estadística (INE) de Bolivia y alrededor de 45 días para el caso de los países europeos (Barhoumi et al., 2011).

Para resolver este problema, inicialmente los analistas realizaban sus proyecciones de corto plazo del PIB basándose en modelos de regresión estándar que requieren que los datos de la variable explicada sigan la misma frecuencia y estructura que la variable explicativa. Sin embargo, esta restricción no siempre se cumple en la práctica en vista de que las principales publicaciones estadísticas se producen con frecuencias anuales, trimestrales, mensuales e incluso diarias que podrían ser utilizadas en las regresiones para estimar y/o proyectar el PIB.

Entonces, bajo esta necesidad de modelar, en una regresión, el uso de variables que contengan distintas frecuencias, es que se realizaron diferentes trabajos de investigación con el objeto incorporar, en las regresiones, variables explicativas que tengan frecuencias altas con respecto a la variable explicada para obtener proyecciones en tiempo real de la actividad económica. Estos modelos se podrían categorizar en tres tipos de metodologías que son ampliamente usados por los bancos centrales: los modelos BRIDGE, *Mixed Data Sampling* (MIDAS) y factores dinámicos.

Los modelos BRIDGE se denominan así debido a que sirven como un puente para relacionar y/o vincular las variables de frecuencia alta con las variables de frecuencia baja. La estimación de estos modelos se basa en un procedimiento en dos etapas. En la primera etapa se estima regresiones auxiliares de las variables de alta frecuencia con el objeto de estimar los valores faltantes en el tiempo t; por ejemplo, si se quiere estimar el PIB al segundo trimestre de 2022, podría haber ciertos indicadores mensuales disponibles a abril y otros a mayo, por lo que se hace necesario estimar los datos de los meses faltantes para completar el dato del segundo trimestre. En la segunda etapa, se estima un modelo *Autoregressive Distributed Lag* (ARDL) en el cual se incluye, como variable explicativa, al agregado de las series de frecuencia alta (ver Ibáñez, 2019; Götz y Knetsch, 2017; Brum y Rodríguez, 2016; Barhoumi et al. 2011); y Cobb et al., 2011).

En cambio, la regresión MIDAS permite que los datos muestreados en diferentes frecuencias se utilicen en la misma regresión. Más específicamente, esta metodología aborda la situación en donde la variable dependiente en la regresión se muestrea con una frecuencia más baja que una o más variables explicativas. Entonces, el enfoque MIDAS incorpora la información de datos de mayor frecuencia en la regresión de menor frecuencia de manera parsimoniosa y flexible (Ghysels et al., 2004; Ghysels et al., 2007; y Andreou et al., 2010).

Finalmente, se tiene el modelo de factores dinámicos el cual consiste en hallar un factor común de toda la información disponible de distintos indicadores económicos, con el objeto de aumentar la precisión de las estimaciones en tiempo real de las principales variables macroeconómicas. Con esto, se tiene la ventaja de no descuidar información que puede ser potencialmente significativa para la realización de pronósticos y donde la dinámica de las variables pueda ser determinada por unos pocos factores inobservables (Stock y Watson, 1988).

Bajo este contexto, el presente documento tiene el objetivo de desarrollar estimaciones tempranas del PIB global a través de estimaciones del PIB por sector económico. Este procedimiento, a diferencia de la variedad de documentos revisados, permitirá realizar un análisis de los componentes del PIB por el lado de la oferta para ver cuál de los sectores podría estar impulsando o desacelerando el crecimiento del PIB global. Las metodologías utilizadas serán los modelos BRIDGE y MIDAS.

El documento se estructura de la siguiente manera: luego de esta introducción, en la segunda sección se expone una breve revisión de la literatura existente sobre el uso de metodologías para realizar *nowcasting* del PIB; en la tercera sección se realiza una descripción de los modelos BRIDGE y MIDAS y los criterios para la evaluación de pronósticos; en la cuarta sección se presenta los datos utilizados y los resultados obtenidos por ambas metodologías; y, finalmente, en la última sección se realizan las conclusiones respectivas.

II. Revisión de la literatura

Los modelos BRIDGE surgen del trabajo de Parigi y Schlitzer (1995) donde, a través de la estimación de un modelo pseudo macroeconométrico con la inclusión de indicadores de alta frecuencia, realizan proyecciones de las principales variables de las cuentas nacionales para la economía italiana. Estas estimaciones tienen un semestre de anticipación antes de la última publicación de datos de la contabilidad nacional.

Por su parte, Ghysels et al. (2004) presentan modelos de regresiones que involucran datos de series de tiempo muestreados en diferentes frecuencias, al cual los autores lo denominan MIDAS. En el documento explican, de manera detallada, en qué consiste la metodología y, adicionalmente, examinan las propiedades asintóticas de la estimación y realizan comparaciones con los modelos tradicionales de retardo distribuido.

Posteriormente, Ghysels et al. (2007) exploran los modelos MIDAS y se enfocan principalmente en la volatilidad y los procesos relacionados. En sus regresiones, combinan desarrollos recientes con respecto a la estimación de la volatilidad y una literatura no tan reciente sobre modelos de rezagos distribuidos. Estudian varias estructuras de rezago para parametrizar parsimoniosamente las regresiones y relacionarlas con los modelos existentes. También proponen varias extensiones nuevas en el marco de estos modelos.

Andreou et al. (2010), en base a regresiones MIDAS, derivan las propiedades asintóticas de los estimadores de mínimos cuadrados no lineales y los comparan con las estimaciones de mínimos cuadrados de un modelo tradicional que implica agregar o ponderar por igual los datos para estimar un modelo con la misma frecuencia de muestreo. Además, proponen nuevas pruebas para examinar la hipótesis nula de pesos iguales al agregar series temporales en un modelo de regresión y exploran los aspectos teóricos anteriores y los verifican a través de un extenso estudio de simulaciones de Monte Carlo y una aplicación empírica.

Con relación a la estimación de modelos por sector económico se tiene el documento de Ibáñez (2019), el cual estima el PIB de Guatemala mediante ecuaciones BRIDGE a través de sus subcomponentes por el lado de la producción. Obtiene estimaciones de este indicador con 10 días de rezago una vez concluido el trimestre de referencia. De manera similar, Brum y Rodríguez (2016) aplican los modelos BRIDGE con el objeto de predecir, en el muy corto plazo, la evolución del Índice de Volumen Físico del PIB trimestral a partir del comportamiento de distintos indicadores de frecuencia mensual. También elabora modelos para el valor agregado bruto de los distintos sectores económicos, obteniendo, a partir de su agregación, una proyección alternativa del PIB, pero realizada de manera indirecta.

Mendieta (2017) considera, para la estimación de la actividad económica de Nicaragua, los modelos BRIDGE y MIDAS. El autor resalta que el uso de estas metodologías permite en la estimación del PIB: explotar el uso de toda la información disponible al incluir variables de distinta frecuencia en la

regresión, mejorar la estimación con la incorporación de nueva información en el modelo, reducir el error de pronóstico al realizar combinaciones de pronósticos de los mejores modelos obtenidos y, lo más importante, tener estimaciones oportunas del PIB que ayudan de forma crucial a los hacedores de política económica.

Con respecto a los países de la región, se pudo encontrar varios documentos que usan los modelos BRIDGE y MIDAS para las estimaciones de sus principales agregados macroeconómicos; por ejemplo, para Ecuador (López et al., 2021 y Casares, 2017), Uruguay (Brum y Rodríguez, 2016 y Rodríguez, 2014), Chile (Cobb y Peña, 2020), Argentina (D'amato et al., 2015) y, Perú (Míni, 2018 y Winkelried, 2012).

Para las economías desarrolladas se tienes los siguientes documentos: para la zona del euro (Foroni y Marcellino, 2012 y Kuzin et al., 2011 y Angelini et al., 2008), para Portugal (Duarte et al., 2017), Alemania (Antipa et al., 2012 y Marcellino y Schumacher, 2007), Estados Unidos (Bai et al., 2013, Ghysels et al., 2007 y Clements y Galvão, 2005) y Francia (Barhoumi et al, 2011).

En el caso de la economía boliviana, Carlo (2019) realiza estimaciones tempranas del PIB a través del uso modelos de factores dinámicos tomando como variables explicativas series relacionadas a los sectores financiero, monetario, real, externo y precios. Sus resultados muestran que las estimaciones basadas en estos modelos son más robustas en comparación a los modelos SARIMA y VAR.

Por otra parte, usando metodologías tradicionales para realizar proyecciones de corto plazo, se tiene los siguientes trabajos: Loayza y Valdivia (2010), a través de modelos ARIMA, realizaron proyecciones del Índice Global de Actividad Económica (IGAE) a once actividades y cuyos resultados dieron lugar a una tasa de crecimiento global de 3,67% para la gestión 2010 (el crecimiento observado fue de 4,13%); Cáceres (2010), mediante el uso de modelos econométricos y redes neuronales artificiales para realizar pronósticos del IGAE, muestran que estos modelos capturan adecuadamente las fluctuaciones del IGAE; finalmente, se tiene el trabajo de Aguilar y Lora (1999) quienes, a través de modelos econométricos individuales (regresiones simples) y un modelo de corrección de errores (ECM, por sus siglas en inglés) proponen que los agregados monetarios M1' y M2', producción de cemento y cantidad consumida de energía eléctrica, pueden anticipar la evolución del Índice Mensual de Actividad Económica (IMAE).

La metodología utilizada en el presente documento es el BRIDGE y MIDAS. Además, estos enfoques tienen la ventaja de no descuidar información que puede ser potencialmente significativa para la realización de pronósticos.

III. Metodología

Los modelos de regresión estándar requieren que los datos de la variable explicada sigan la misma frecuencia y estructura que la variable explicativa en la regresión. Esta restricción no siempre se cumple en la práctica, como en economía, donde las principales publicaciones estadísticas se producen con frecuencias anuales, trimestrales, mensuales e incluso diarias; entonces, se ha visto la necesidad de modelar en una regresión el uso de variables de distintas frecuencias

Tradicionalmente, se han observado dos enfoques para la estimación en entornos de datos de frecuencia mixta: i) el primer enfoque consiste en introducir la suma o el promedio de los datos de mayor frecuencia en la regresión de menor frecuencia. Este enfoque agrega un solo coeficiente para cada variable de alta frecuencia aplicando, implícitamente, la misma ponderación a cada valor en la suma, ii) alternativamente, los componentes individuales de los datos de mayor frecuencia pueden agregarse a la regresión, lo que permite un coeficiente separado para cada componente de alta frecuencia. Este segundo enfoque agrega una gran cantidad de coeficientes a la regresión.

El modelo BRIDGE quedaría en el primer enfoque, donde se agrega los datos de mayor frecuencia (estimando los datos faltantes mediante modelos auxiliares) en una de menor frecuencia para luego realizar la estimación mediante un modelo ARDL. En cambio, la estimación MIDAS ocupa el término medio entre estos enfoques, lo que permite pesos desiguales pero reduce el número de coeficientes ajustando funciones a los parámetros de los datos de mayor frecuencia. Por lo tanto, MIDAS ofrece un enfoque para la estimación de frecuencia mixta que presenta una parametrización flexible y parsimoniosa de la respuesta de la variable dependiente de menor frecuencia a los datos de mayor frecuencia.

III.1. Modelo BRIDGE

Según Ibáñez (2019), Brum y Rodríguez (2016) y Rodríguez (2014), el modelo se denomina BRIDGE debido a que sirven como un puente para relacionar y/o vincular las variables de frecuencia alta con las variables de frecuencia baja. La estimación de estos modelos se basa en un procedimiento en dos

etapas. En la primera etapa se estima regresiones auxiliares de las variables de alta frecuencia que, por lo general, son a través de modelos univariados con el objeto de estimar los valores faltantes en el tiempo t; por ejemplo, si se quiere estimar el PIB al segundo trimestre de 2022, podría haber ciertos indicadores mensuales disponibles a abril y otros a mayo, por lo que se hace necesario estimar los datos de los meses que faltan para completar el dato del segundo trimestre. En la segunda etapa, se estima un modelo ARDL en el cual se incluyen, como variables explicativas, al agregado de las series de frecuencia alta (promedio si es un índice, último dato si es un saldo y la suma si son flujos).

En el caso del presente estudio, se estimará el PIB de un determinado sector de frecuencia trimestral tomando como variables explicativas a los diferentes indicadores económicos de frecuencia mensual. Siguiendo a Vargas (2014), el modelo ARDL a estimar es el siguiente:

$$Y_{t} = \alpha_{0} + \sum_{i=1}^{p} \alpha_{i} Y_{t-i} + \sum_{j=1}^{k} \sum_{i=1}^{q} \beta_{j,i} X_{j,t-i} + u_{t}$$

donde Y_t es el PIB de un determinado sector en frecuencia trimestral, X_t representa el agregado de las variables explicativas (un promedio cuando se trate de un índice, último dato cuando se trate de un saldo y una suma cuando sea una variable flujo), p es el número de parámetros auto-regresivos, k es el número de variables explicativas y q es el número de rezagos de las variables explicativas.

Para la estimación del modelo se siguieron los siguientes pasos:

- a) Siguiendo a Camacho y Pérez-Quirós (2008), los criterios de selección de variables se basaron en que tengan una alta correlación entre el indicador y el PIB del sector económico, oportunidad en la publicación de los datos y que su inclusión en el modelo sea estadísticamente significativa.
- Realizar pruebas de raíz unitaria a las series mensuales, tanto en la frecuencia regular y estacional, con el objeto de trabajar con series estacionarias.
- c) Siguiendo a Rodriguez (2014) y Barhoumi (2008), estimar modelos auxiliares por cada variable explicativa a través de modelos Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). Estos modelos

tienen el objeto de realizar estimaciones de los datos faltantes en el momento de la estimación del modelo ARDL. En el presente caso, para estimar el PIB sectorial del segundo trimestre de 2022, ciertos indicadores presentan datos faltantes de los dos últimos meses (mayo y junio de 2022) y en otros casos solo del último mes (junio de 2022).

- d) Estimar los modelos ARDL por cada sector económico. Para la selección de los términos autorregresivos y rezagos de las variables explicativas se procedió a la rutina de selección automática tomando como referencia el criterio de información de Akaike.
- e) Estimar un modelo ARDL para la variable Derechos s/Importación, Impuesto al Valor Agregado (IVA), Impuesto a las Transacciones (IT) y otros impuestos indirectos, tomando como variables explicativas a todos los sectores económicos estimados en la anterior etapa.
- f) A través de estos modelos obtenidos realizar la estimación para el primer y segundo trimestre de 2022.

Finalmente, obtener el PIB global mediante la agregación de las estimaciones obtenidas por sector económico y la variable Derechos s/Importación, IVA, IT y otros Impuestos Indirectos.

III.2. Modelos MIDAS

La regresión de MIDAS permite que los datos muestreados en diferentes frecuencias se utilicen en la misma regresión. Más específicamente, la metodología MIDAS (Ghysels et al., 2004; Gyhsels et al., 2007; y Andreou et al., 2010) aborda la situación en la que la variable dependiente en la regresión se muestrea con una frecuencia más baja que uno o más variables explicativas. Entonces, el enfoque MIDAS incorpora la información de datos de mayor frecuencia en la regresión de menor frecuencia de manera parsimoniosa.

Específicamente, el modelo considerado es:

$$y_t = X_t'\beta + f\left(\left\{X_{\frac{t}{s}}^H\right\}, \theta, \lambda\right) + \epsilon_t$$

donde Y_t es la variable dependiente muestreada con baja frecuencia en tiempo t, X_t es el conjunto de regresores muestreados a la misma baja frecuencia que y_t , $\left\{X_{\underline{t}}^{\mu}\right\}$ es el conjunto de regresores muestreados a una frecuencia más alta

con valores S para cada valor de baja frecuencia (se debe tener en cuenta que $\left\{X_{\overline{s}}^{H}\right\}$ no está restringido a los valores de S asociados al tiempo actual t, ya que puede incluir valores de los rezagos de las variables de baja frecuencia), f es una función que describe el efecto de los datos de mayor frecuencia en la regresión de menor frecuencia, y β , λ y θ son vectores de parámetros a ser estimados.

Para la estimación, MIDAS ofrece varias funciones de ponderación diferentes que ocupan un punto medio entre los enfoques de agregación no restringidos y los igualmente ponderados (Gyhsels et al., 2007). Las funciones de ponderación de MIDAS reducen el número de parámetros en el modelo al imponer restricciones sobre los efectos de las variables de alta frecuencia en varios rezagos.

Ponderación de pasos (STEP)

El método de ponderación más simple emplea la función de paso:

$$y_t = X_t' \beta + \sum_{\tau=0}^{k-1} X_{(t-\tau)/s}^H ' \varphi_{\tau} + \epsilon_t$$

donde k es un número elegido de periodos de alta frecuencia rezagados a utilizar (k puede ser menor o mayor que S), η es una longitud de paso y, $\varphi_m = \theta_i$ para $\kappa = int(\frac{m}{\eta})$.

En este enfoque, los coeficientes de los datos de alta frecuencia se restringen utilizando una función de paso, con rezagos de alta frecuencia dentro de un paso dado que comparte valores para φ . Por ejemplo, para $\eta=3$ los primeros tres rezagos de alta frecuencia $X^H_{(t-\tau)/s}$, $\tau=0,1,2$, emplea el mismo coeficiente θ_0 , los siguientes tres rezagos usan θ_1 , y así sucesivamente hasta el rezago máximo k.

En particular, el número de coeficientes de alta frecuencia en el modelo de ponderación de paso aumenta con el número de rezagos de alta frecuencia pero, en comparación con un enfoque de coeficiente individual, el número de coeficientes se reduce en un factor de aproximadamente $1/\eta$.

Ponderación de Almon (PDL)

La ponderación de rezago de Almon, también llamada polinomio de rezagos distribuidos (PDL, por sus siglas en inglés), se usa ampliamente para imponer

restricciones a los coeficientes de retraso en modelos autorregresivos y es un candidato natural para la ponderación de frecuencia mixta.

Para cada retraso de alta frecuencia hasta k, los coeficientes de regresión se modelan como un polinomio de rezago dimensional p en los parámetros MIDAS. Se puede escribir el modelo de regresión restringido resultante como:

$$y_t = X_t'\beta + \sum_{\tau=0}^{k-1} X_{(\underline{t-\tau})'}^H \left(\sum_{j=0}^p \tau^j \theta_j\right) + \epsilon_t$$

donde p es el orden del polinomio de Almon, y el número elegido de rezagos k puede ser menor o mayor que S. Cabe mencionar que el número de coeficientes a estimar depende del orden del polinomio y no del número de retrasos de alta frecuencia.

U-MIDAS

La técnica U-MIDAS suma cada uno de los componentes de mayor frecuencia como regresor en la regresión de menor frecuencia. En particular, el método de ponderación U-MIDAS es simplemente la técnica de coeficientes individuales. A diferencia de otros métodos, no hay restricciones en el polinomio de rezagos implícito en la regresión de baja frecuencia. Si bien es extremadamente flexible, esta técnica requiere una estimación de una gran cantidad de coeficientes. Por tanto, U-MIDAS no alivia el problema de requerir una gran cantidad de coeficientes, pero se puede usar en los casos en que se requiere una pequeña cantidad de rezagos y, a menudo, se usa con fines comparativos.

Procedimiento para la estimación del PIB

Continuando los pasos desde el punto c) detallados para la estimación del modelo BRIDGE se tiene lo siguiente:

- d) Estimar los modelos MIDAS por cada sector económico. Para la selección del número de rezagos de alta frecuencia que se incluirían en la ecuación de regresión de baja frecuencia se procedió a la rutina de selección automática tomando como referencia el criterio de la suma de los errores al cuadrado.
- Estimar un modelo ARDL para la variable Derechos s/Importación, IVA,
 IT y otros Impuestos Indirectos, tomando como variables explicativas a todos los sectores económicos estimados en la anterior etapa.

 f) A través de estos modelos obtenidos, realizar la estimación para el primer y segundo trimestre de 2022.

Por último, obtener el PIB global mediante la agregación de las estimaciones obtenidas por sector económico y la variable Derechos s/Importación, IVA, IT y otros Impuestos Indirectos.

III.3. Criterios para la evaluación de proyecciones

Con el objeto de contar con un solo modelo, se realizará una evaluación dentro y fuera de la muestra del PIB estimado bajo las tres especificaciones del modelo MIDAS y la estimación del PIB bajo la ecuación BRIDGE. Para esto, se seguirá los mismos criterios utilizados en el trabajo de Carlo (2019), bajo los supuestos de que el pronóstico de la muestra es $j=T+1,\,T+2,\,T+3,\,\ldots,\,T+h$, y los valores observado y proyectado están denotados por y_t y \hat{y}_t , respectivamente. Las estadísticas del error de proyección se muestran en el Cuadro 1.

Cuadro 1: ESTADÍSTICOS PARA LA EVALUACIÓN DE PRONÓSTICOS

Root Mean Square Error (RMSE)	$\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} \frac{(\hat{y}_t - y_t)^2}{h}}$
Mean Absolut Error (MAE)	$\sum_{t=T+1}^{T+h} \frac{ \hat{y}_t - y_t }{h}$
Mean Absolut Percentage Error (MAPE)	$\left(\sum_{t=T+1}^{T+h} \frac{\left \frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t}\right }{h}\right) \times 100$
Symmetric Mean Absolute Percentage Error (SMAPE)	$\left(\sum_{t=T+1}^{T+h} \frac{ \hat{y}_t - y_t }{ y_t + \hat{y}_t }\right) \times \frac{200}{h}$
Coeficiente de desigualdad de Theil	$\frac{\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} \frac{(\hat{y}_t - y_t)^2}{h}}}{\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} \frac{\hat{y}_t^2}{h}} + \sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} \frac{y_t^2}{h}}}$

Fuente: Elaboración propia de los autores

Los primeros dos estadísticos dependen de la escala que podría tener la variable explicada, razón por la cual se deben utilizar como medidas relativas para contrastar proyecciones para una misma serie que provenga de diferentes modelos. Tomando como referencia este criterio, cuanto

más bajo es este indicador, mejor es la capacidad de proyección de un determinado modelo.

En cambio, los estadísticos MAPE y SMAPE son invariantes de escala. Por último, se encuentra el coeficiente de desigualdad de Theil que se encuentra acotado entre 0 y 1; si el estadístico indica el valor de 0, se tendría un ajuste perfecto del modelo estimado.

IV. Datos

Los criterios para la selección de variables se extrajeron de Camacho y Pérez-Quirós (2008). Estos criterios se pueden resumir en: i) que la serie en cuestión tenga una alta correlación con los datos del PIB por sector económico, ii) oportunidad en la publicación de los datos, privilegiando aquellas que tuvieran un menor rezago, iii) que refleje la lógica de las cuentas nacionales, iv) que las variables a ser incluidas sean estadísticamente significativas en regresiones de mínimos cuadrados estándar por sector económico.

Las variables seleccionadas se clasificaron según los correspondientes a los sectores de Agricultura, Silvicultura, Caza y Pesca; Petróleo Crudo y Gas Natural; Minerales Metálicos y No Metálicos; Industria Manufacturera; Electricidad, Gas y Agua; Construcción; Comercio; Transporte y Comunicaciones; Establecimientos Financieros, Seguros, Bienes Inmuebles y Servicios a las Empresas; Servicios de la Administración Pública; Otros Servicios; y Servicios Bancarios Imputados (Cuadro 2).

Cuadro 2: INDICADORES MENSUALES POR SECTOR ECONÓMICO

PIB sectorial	Indicador	Frecuencia	Oportunidad	Fuente	
Agricultura, Silvicultura, Caza y Pesca	Exportaciones de agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca	Mensual	1 mes	Instituto Nacional de Estadística	
	Créditos al sector de agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca	Mensual	2 semanas	Autoridad de Supervisión del Sistem Financiero	
Petróleo Crudo y Gas Natural	Producción de gas natural	Mensual	1 día	Yacimientos Petrolíferos Fiscales Bolivianos	
	Producción de zinc de San Cristobal	Mensual	2 semanas	Empresa Minera San Cristobal	
	Producción de plomo de San Cristobal	Mensual	2 semanas	Empresa Minera San Cristobal	
	Producción de plata de San Cristobal	Mensual	2 semanas	Empresa Minera San Cristobal	
	Producción de zinc de Sinchi Wayra	Mensual	1 semana	Empresa Minera Sinchi Wayra	
Minerales Metálicos y No	Producción de plomo de Sinchi Wayra	Mensual	1 semana	Empresa Minera Sinchi Wayra	
Metálicos	Producción de plata de Sinchi Wayra	Mensual	1 semana	Empresa Minera Sinchi Wayra	
ivietalicos	Producción de zinc de Illapa	Mensual	1 semana	Empresa Minera Illapa	
	Producción de plomo de Illapa	Mensual	1 semana	Empresa Minera Illapa	
	Producción de plata de Illapa	Mensual	1 semana	Empresa Minera Illapa	
	Producción estatal de estaño	Mensual	2 meses	Instituto Nacional de Estadística	
	Producción de zinc de chica y cooperativa	Mensual	2 meses	Instituto Nacional de Estadística	
	Exportación de alimentos	Mensual	Un mes	Instituto Nacional de Estadística	
	Recaudación tributaria del IVA del sector de bebidas	Ministerio		Ministerio de Economía y Finanzas Públicas	
Industria Manufacturera	Exportación de textiles, Prendas de Vestir y Productos del Cuero	Mensual	1 mes	Instituto Nacional de Estadística	
	Exportación de madera y productos de madera	Mensual	1 mes	Instituto Nacional de Estadística	
	Exportación de productos de refinación de petróleo	Mensual	1 mes	Instituto Nacional de Estadística	
	Producción de cemento	Mensual	2 meses	Instituto Nacional de Estadística	
	Exportación de otras industrias manufactureras	Mensual	1 mes	Instituto Nacional de Estadística	
Electricidad, Gas y Agua	Generación de energía eléctrica	Mensual	1 mes	Comité Nacional de Despacho y Carga	
Elootriolada, Odo y rigua	Producción de cemento	Mensual	2 meses	Instituto Nacional de Estadística	
Construcción	Inversión pública	Mensual	3 semanas	Viceministerio de Inversión Pública y Financiamiento Externo	
Construccion	Créditos al sector de construcción	Mensual	2 semanas	Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero	
	Importación de materiales de construcción	Mensual	1 mes	Instituto Nacional de Estadística	
	Importación total	Mensual	1 mes	Instituto Nacional de Estadística	
	Importación de bienes de consumo duraderos	Mensual	1 mes	Instituto Nacional de Estadística	
Comercio	Importación de bienes de consumo no duraderos	Mensual	1 mes	Instituto Nacional de Estadística	
	Facturación de ventas de supermercados	Mensual	1 mes y 2 semanas	Ministerio de Economía y Finanzas Públicas	
Transporte v	Índice de transporte	Mensual	2 meses	Instituto Nacional de Estadística	
Comunicaciones	Comercialización de gasolina	Mensual	1 mes	Agencia Nacional de Hidrocarburos	
Establecimientos Financieros	Margen financiero del sistema financiero	Mensual	2 meses	Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero	
Servicios de la Administración Pública	Gasto en servicios personales del Sector Público No Financiero	Mensual	3 semanas	Ministerio de Economía y Finanzas Públicas	
Otros Servicios	Facturación de ventas de restaurantes y hoteles	Mensual	1 mes y 2 semanas	Ministerio de Economía y Finanzas Públicas	
Servicios Bancarios Imputados	Margen financiero del sistema financiero	Mensual	2 meses	Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero	

Fuente: Elaboración propia de los autores

Del Gráfico 1 se puede visualizar la relación que tienen los principales indicadores por sector económico. Los indicadores que tienen una fuerte correlación son producción de gas natural (0,71 de correlación) con el sector Petróleo Crudo y Gas Natural; producción de zinc (0,65), plomo (0,52) y plata (0,57) de la empresa Minera San Cristóbal (MSC) con el sector de Minerales Metálicos y No Metálicos; margen financiero (0,43) con el sector de Establecimientos Financieros; y el resto de indicadores se encuentran con una correlación por encima de 0,20.

Gráfico 1: VARIACIÓN INTERANUAL DE PRINCIPALES INDICADORES POR SECTOR ECONÓMICO (En porcentaje)

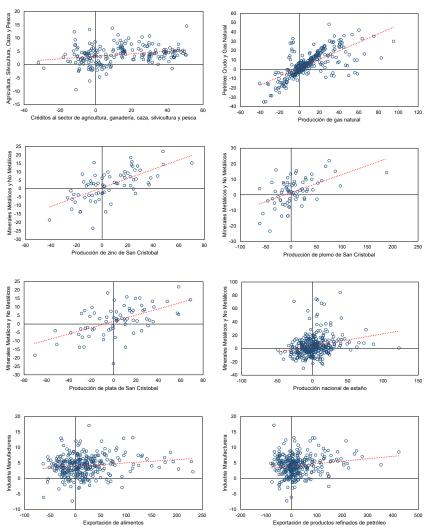
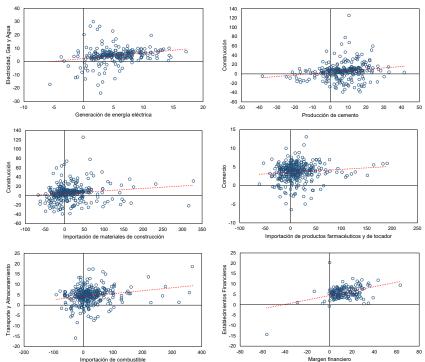


Gráfico 1: VARIACIÓN INTERANUAL DE PRINCIPALES INDICADORES POR SECTOR ECONÓMICO (Cont.) (En porcentaje)



Fuente: Elaboración propia

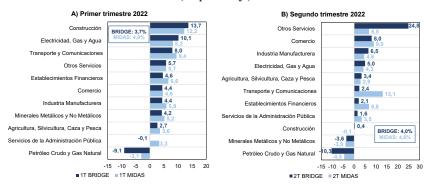
V. Resultados

Los resultados de la estimación del PIB por sector económico a través de ambas metodologías se encuentran en el apéndice del documento. Para el modelo MIDAS se tomó un *pooling* ponderado en base al error cuadrático medio de las estimaciones realizadas para PDL, STEP y UMIDAS.

Mediante el modelo BRIDGE se prevé un crecimiento de 3,7% para el primer trimestre de 2022, no obstante, el modelo MIDAS estima un crecimiento de 4,9% debido, principalmente, a que prevé una menor contracción en el sector de Petróleo Crudo y Gas Natural y un mayor crecimiento en los sectores de Servicios de la Administración Pública, Establecimientos Financieros, Industria Manufacturera y Transporte y Comunicaciones.

Por su parte, para el segundo trimestre de 2022, se tendría un crecimiento interanual de 4,0% para el modelo BRIDGE, de igual manera que en el anterior caso, menor respecto a lo estimado por el modelo MIDAS (4,6%) debido a que este último prevé un mayor dinamismo en los sectores de Transporte y Comunicaciones, Petróleo Crudo y Gas Natural y Establecimientos Financieros. En el caso de la estimación de Otros Servicios del modelo BRIDGE, podría hacerse efectiva en vista de que fue uno de los sectores más afectados por la pandemia del COVID-19 y aún con esta tasa de crecimiento se encontraría un 22,9% por debajo del nivel que tenía en el segundo trimestre de la gestión 2019 (Bs756.583 miles).

Gráfico 2: CRECIMIENTO INTERANUAL ESTIMADO DEL PRIMER Y SEGUNDO TRIMESTRE DE 2022 (En porcentaje)



Fuente: Elaboración propia

Evaluación de los modelos estimados

Para las evaluaciones de las proyecciones, se compararon las proyecciones de los diferentes modelos (BRIDGE, MIDAS STEP, MIDAS PDL Almon y U-MIDAS) con los datos observados del PIB. Para la evaluación, tanto dentro como fuera de la muestra, se realizaron estimaciones para el periodo 2015Q1 – 2022Q1.

Los resultados de las estadísticas de evaluación de pronósticos dentro de la muestra exponen que las estimaciones del PIB, bajo el modelo BRIDGE, incurren en un menor error de proyección con respecto al modelo MIDAS bajo sus diferentes ponderaciones (MIDAS STEP, MIDAS PDL y U-MIDAS). Adicionalmente, no se rechaza la hipótesis nula de que la proyección i del modelo BRIDGE incluye toda la información contenida en los otros modelos

con un valor de probabilidad de 0,1896, pero le siguen muy de cerca los modelos MIDAS PDL y U-MIDAS (Cuadro 3).

Cuadro 3: ESTADÍSTICOS DE EVALUACIÓN DENTRO DE LA MUESTRA

Prueba de combinación Hipótesis nula: La proyección i incluye toda la información contenida en los otros						
Pronóstico	F-statadístico	F-probabilidad				
BRIDGE MIDAS PDL MIDAS STEP UMIDAS Estadísticas de	1,7145 29,1994 29,2061 41,9436	0,1896 0,0000 0,0000 0,0000				
Pronóstico	RMSE	MAE	MAPE	SMAPE	Theil U1	Theil U2
BRIDGE	102873,3	80542,2	0,70778	0,70817	0,00444	0,09276
MIDAS PDL	214432,1	153840,3	1,37276	1,36018	0,00925	0,19604
MIDAS STEP	217380,8	161306,1	1,43684	1,42389	0,00938	0,20026
UMIDAS	207156.0	155740.9	1 38590	1 37452	0.00893	0 19136

Fuente: Elaboración propia del autor en base a salidas del EViews

Nota: Las estadísticas de evaluación de pronósticos son: Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Symmetric Mean Absolute Percentage

Error (SMAPE) y Coeficiente de desigualdad de Theil

Adicionalmente, se realiza la evaluación añadiendo, dentro del conjunto de proyecciones, un *pooling* simple y uno ponderado (Cuadro 4); de igual manera que el anterior resultado, los pronósticos del PIB bajo la metodología BRIDGE son los que tienen un menor error de pronóstico, pero mejora considerablemente la proyección cuando se utiliza promedios en lugar de proyecciones individuales.

Cuadro 4: ESTADÍSTICOS DE EVALUACIÓN DENTRO DE LA MUESTRA

Pronóstico	RMSE	MAE	MAPE	SMAPE	Theil U1	Theil U2
BRIDGE	102873,3	80542,2	0,70778	0,70817	0,00444	0,09276
MIDAS PDL	214432,1	153840,3	1,37276	1,36018	0,00925	0,19604
MIDAS STEP	217380,8	161306,1	1,43684	1,42389	0,00938	0,20026
UMIDAS	207156,0	155740,9	1,38590	1,37452	0,00893	0,19136
POOLING SIMPLE	178577,6	133268,2	1,18646	1,17860	0,00771	0,16395
POOLING PONDERADO	136561,6	102116,9	0,90736	0,90419	0,00590	0,12461

Fuente: Elaboración propia del autor en base a salidas del EViews

Nota: Las estadísticas de evaluación de pronósticos son: Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Symmetric Mean Absolute Percentage Error (SMAPE) y Coeficiente de desigualdad de Theil

Finalmente, mediante una evaluación fuera de la muestra, se concluye que el modelo BRIDGE registra el menor error de pronóstico a diferencia de los otros modelos y se rechaza la hipótesis nula de que la proyección i del modelo BRIDGE incluye toda la información contenida en los otros modelos con un valor de probabilidad de 0,3864 (Cuadro 5). Estos resultados contrastan con los hallazgos de los trabajos de Mendieta (2017), Foroni y Marcellino (2012) y Barhoumi et al. (2011), entre los principales.

Cuadro 5: ESTADÍSTICOS DE EVALUACIÓN FUERA DE LA MUESTRA

Prueba de combinación Hipótesis nula: La proyección i incluye toda la información contenida en los otros							
Pronóstico	F-statadístico	F-probabilidad					
BRIDGE MIDAS PDL MIDAS STEP UMIDAS Estadísticas de	1,0944 71,1579 31,7176 61,0235 e evaluación	0,3864 0,0000 0,0000 0,0000					
Pronóstico	RMSE	MAE	MAPE	SMAPE	Theil U1	Theil U2	
BRIDGE MIDAS PDL MIDAS STEP UMIDAS	126509,3 327828,8 331304,9 320787.4	102592,1 232213,7 250855,3 236123.1	0,86300 2,01811 2,18633 2.04416	0,86659 1,98382 2,15502 2,01349	0,00533 0,01373 0,01388 0,01344	0,09757 0,26994 0,27215 0,26464	

Fuente: Elaboración propia del autor en base a salidas del Eviews

Nota:

Las estadísticas de evaluación de pronósticos son: Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolut Percentage Error (MAPE), Symmetric Mean Absolute Percentage

Error (SMAPE) y Coeficiente de desigualdad de Theil

VI. Conclusiones

El presente documento desarrolló estimaciones tempranas del PIB de manera sectorial. Este procedimiento, a diferencia de la variedad de documentos revisados sobre *nowcasting*, permitió realizar estimaciones de los componentes del PIB, por el lado de la oferta, con el objeto de ver cuál de los sectores podría estar impulsando o desacelerando el crecimiento del PIB. Las metodologías utilizadas fueron los modelos BRIDGE y MIDAS.

Según el modelo BRIDGE se prevé un crecimiento de 3,7% para el primer trimestre de 2022 y el modelo MIDAS estima un crecimiento de 4,9%; esta diferencia se debe a que el modelo MIDAS prevé una menor contracción en el sector de Petróleo Crudo y Gas Natural y un mayor crecimiento en los sectores de Servicios de la Administración Pública, Establecimientos Financieros, Industria Manufacturera y Transporte y Comunicaciones. Por su parte, para el segundo trimestre de 2022 se tiene un crecimiento interanual de 4,0% para el modelo BRIDGE y 4,6% por parte del modelo MIDAS debido a que este último

prevé un mayor dinamismo en los sectores de Transporte y Comunicaciones, Petróleo Crudo y Gas Natural y Establecimientos Financieros.

Con el objeto de contar con un solo modelo econométrico, se realizó una evaluación del pronóstico, tanto dentro como fuera de la muestra del PIB estimado, bajo las tres especificaciones del modelo MIDAS y la estimación del PIB bajo la ecuación BRIDGE. Los estadísticos muestran que las proyecciones realizadas por el modelo BRIDGE son las que se situarían más próximo al dato observado.

Con los resultados obtenidos y la evaluación de pronósticos, los modelos MIDAS sobreestimarían la dinámica del PIB con respecto a las estimaciones realizadas por la metodología del modelo BRIDGE, aspecto que podría dar una falsa señal a los hacedores de política económica sobre el estado actual de la economía y mucho más en la actual coyuntura post pandemia, donde se busca reactivar e impulsar el crecimiento del PIB.

Según el Programa Fiscal Financiero (PFF), se prevé un crecimiento del PIB de 5,1% para esta gestión; en este sentido, con los resultados del *nowcasting* del crecimiento interanual del PIB (3,7% y 4,0% en el primer y segundo trimestre de 2022) señalarían una alerta a las autoridades para que puedan tomar su previsiones y aplicar políticas de impulso de la actividad económica para el segundo semestre y, con ello, no tener un desalineamiento respecto a lo establecido en el PFF.

Por otra parte, si bien se realizó una evaluación de los pronósticos, sería importante contrastar las estimaciones del crecimiento interanual del PIB, global y por sector económico del primer y segundo trimestre de 2022 del modelo BRIDGE con los datos que puedan ser publicados por el Instituto Nacional de Estadística, esto con el objeto de poder corroborar la robustez de sus proyecciones.

Finalmente, para futuras investigaciones, sería interesante comparar estas metodologías utilizadas en este documento con proyecciones provenientes de modelos convencionales tales como modelos univariados (SARIMA) y modelos multivariados (VAR, SVAR y VEC).

Referencias bibliográficas

AGUILAR, María y LORA, Oscar, 1999. Indicadores para anticipar la evolución de la actividad económica. Banco Central de Bolivia, *Revista de Análisis*, 3 (1), pp. 87 - 119. Disponible en: https://www.bcb.gob.bo/webdocs/publicacionesbcb/revista_analisis/ra_vol03/articulo_3_v3_1_1999.pdf

ANDREOU, Elena, GHYSELS, Eric and KOURTELLOS, Andros, 2010. Regression models with mixed sampling frequencies. *Journal of Econometrics*, 158 (2), pp. 246 - 261. ISSN 1872-6895. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j. jeconom.2010.01.004

ANGELINI, Elena, CAMBA-MÉNDEZ, Gonzalo, GIANNONE, Domenico, RÜNSTLER, Gerard and REICHLIN, Lucrezia, 2008. Short-Term Forecasts of Euro Area GDP Growth. European Central Bank, Working Paper Series No. 949, October. Disponible en: https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp949.pdf

ANTIPA, Pamfili, BARHOUMI, Karim, BRUNHES-LESAGE, Véronique and DARNÉ, Olivier, 2012. Nowcasting German GDP: A comparison of bridge and factor models. Banque de France, Document de travaill N° 401, October. Disponible en: https://www.banque-france.fr/sites/default/files/medias/documents/document-de-travail_401_2012.pdf

BAFFIGI, Alberto, GOLINELLI, Roberto and PARIGI, Giuseppe, 2004. Bridge models to forecast the euro area GDP. *International Journal of Forecasting*, 20 (3), pp. 447 - 460. ISSN 1872-8200. Disponible en: https://doi.org/10.1016/S0169-2070(03)00067-0

BAI, Jennie, GHYSELS, Eric and WRIGHT, Jonathan, 2013. State Space Models and MIDAS Regressions. *Econometric Reviews*, 32 (7), pp. 779 - 813. Online ISSN: 1532-4168. Disponible en: https://doi.org/10.1080/07474938.20 12.690675

BAŃBURA, Marta, GIANNONE, Domenico, MODUGNO, Michele and REICHLIN, Lucrezia, 2013. Now-Casting and the Real-Time Data Flow. En: ELLIOT, Graham and TIMMERMANN, Allan, eds. *Handbook of Economic Forecasting*. Amsterdam: Elsevier B.V., pp. 195 – 237. ISBN 978-0-444-53683-9

BARHOUMI, Karim, BENK, Szilard, CRISTADOR, Riccardo, REIJER, Ard Den, JAKAITIEN, Audrone, JELONEK, Piotr, RUA, Antonio, RÜNSTLER, Gerhard, RUTH, Karsten, VAN NIEUWENHUYZE, Christophe, 2008. Short-term forecasting of GDP using large monthly datasets: A pseudo real-time forecast evaluation exercise. European Central Bank, Occasional Paper Series, No 84. Disponible en: https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpops/ecbocp84.pdf

BARHOUMI, Karim, DARNÉ, Olivier, FERRARA, Laurent and PLUYAUD, Bertrand, 2011. Monthly GDP forecasting using BRIDGE models: Application for the French economy. *Bulletin of Economic Research*, 64 (s1), pp. s53 – s70. ISSN 1467-8586. Disponible en: https://doi.org/10.1111/j.1467-8586.2010.00359.x

BLANCO, Emilio, D'AMATO, Laura, DOGLIOLO, Fiorella and GAREGNANI, Lorena, 2017. Nowcasting GDP in Argentina: Comparing the predictive ability of different models. Banco Central de la República Argentina, Economic Research Working Paper N° 74, December. Disponible en: https://www.bcra.gob.ar/Institucional/DescargaPDF/DownloadPDF.aspx?Id=594

BRAVE, Scott., BUTTERS, Andrew and JUSTINIANO, Alejandro, 2019. Forecasting economic activity with mixed frequency BVARs. *International Journal of Forecasting*, 35 (4), pp. 1692 - 1707. ISSN 1872-8200. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.02.010

BRUM, Conrado y RODRÍGUEZ, Helena, 2016. Modelos puente para proyectar el PIB en el corto plazo. Enfoque sectorial. Banco Central del Uruguay, Documento de trabajo N° 010-2016. Disponible en: https://www.bcu.gub.uy/Estadisticas-e-Indicadores/Documentos%20de%20Trabajo/10.2016.pdf

BRUNO, Giuseppe, DI FONZO, Tommaso, GOLINELLI, Roberto and PARIGI, Giuseppe, 2005. Short-run GDP forecasting in G7 countries: temporal disaggregation techniques and bridge models. European Communities. Working Paper and Studies, July. Disponible en: https://ec.europa.eu/eurostat/documents/3888793/5838049/KS-DT-05-027-EN.PDF.pdf/8caecb25-bbcd-4cf4-abdc-fcdcfeac33ba?t=1414779279000

CÁCERES, Jonnathan, 2010. Pronóstico de la actividad económica con base en el volúmen transaccional-caso boliviano. En: 9no Encuentro de Economistas de Bolivia. La Paz: Banco Central de Bolivia. Disponible en: https://www.bcb.gob.bo/eeb/sites/default/files/9eeb/archivos/Viernes%201/202/Pronostico%20

de%20Ia%20actividad%20economica%20con%20base%20en%20el%20volumen%20transaccional%20caso%20boliviano.pdf

CAMACHO, Máximo y PÉREZ-QUIRÓS, Gabriel, 2011. Latin STINGS: Indicadores de crecimiento a corto plazo de los países de América Latina. Comisión Económica para América Latina y el Caribe, Serie: macroeconómia del desarrollo, 108, enero. Disponible en: http://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/5339/1/S2011904_es.pdf

CAMACHO, Máximo and PÉREZ-QUIRÓS, Gabriel, 2008. Introducing the Euro-Sting: Short Term Indicator of Euro Area Growth. Banco de España, Documentos de Trabajo N° 807. Disponible en: https://repositorio.bde.es/bitstream/123456789/6718/1/dt0807e.pdf

CARLO, Juan Carlos, 2019. Pronósticos del PIB mediante modelos de factores dinámicos. Banco Central de Bolivia, *Revista de Análisis*, 30, pp. 125 - 174. Disponible en: https://www.bcb.gob.bo/webdocs/publicacionesbcb/revista_analisis/ra_vol30/articulo_4_v30.pdf

CASARES, Felix, 2017. *Nowcasting*: Modelos de factores dinámicos y ecuaciones puente para la proyección del PIB del Ecuador. *COMPENDIUM*, 4 (8), pp. 45 – 66. Online ISSN: 1390-9894. Disponible en: http://www.revistas.espol.edu.ec/index.php/compendium/article/view/210/183

CLEMENTS, Michael and GALVÃO, Ana, 2005. Macroeconomic Forecasting with Mixed Frequency Data: Forecasting US output growth. University of Warwick, Department of Economics. Working paper, September. Disponible en: https://warwick.ac.uk/fac/soc/economics/staff/academic/clements/wp/mpcabgjbes.pdf

COBB, Marcus, ECHAVARRÍA, Gonzalo, FILIPPI, Pablo, GARCÍA, Macarena, GODOY, Carolina, GONZÁLES, Wildo, MEDEL, Carlos and URRUTIA, Marcela, 2011. Short-term GDP forecasting using Bridge Models: A case for Chile. Central Bank of Chile, Working Papers N° 626, mayo. Disponible en: https://www.bcentral.cl/documents/33528/133326/DTBC_626.pdf/f67e17d0-2772-e7d2-2a16-17d16b5cd46f?t=1690813534153

COBB, Marcus and PEÑA, Jennifer, 2020. Proyecciones de corto plazo para el PIB trimestral: Desempeño reciente de una serie de modelos estándar. Banco Central de Chile, Documento de Trabajo N° 871, abril. Disponible en: https://www.bcentral.cl/documents/33528/133326/dtbc871.pdf/8e976783-8ee1-c091-d8a9-a62d31402c08?t=1586178273253

CRISTIANO, Deicy, HERNÁNDEZ, Manuel and PULIDO, José, 2011. Pronósticos de corto plazo en tiempo real para la actividad económica colombiana. Banco de la República de Colombia, Borradores de Economía Núm. 724, julio. Disponible en: https://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/be_724.pdf

D'AMATO, Laura, GAREGNANI, Lorena and BLANCO, Emilio, 2015. *Nowcasting* de PIB: Evaluando las condiciones cíclicas de la economía argentina. Banco Central de la República Argentina, Documento de trabajo 69, noviembre. Disponible en: http://www.bcra.gob.ar/pdfs/investigaciones/wp_69_2015e.pdf

DENTON, Frank, 1971. Adjustment of Monthly or Quarterly Series to Annual Totals: An Approach Based on Quadratic Minimization. *Journal of the American Statistical Association*, 66 (333), pp. 99 - 102. Online ISSN: 1537-274X. Disponible en: https://doi.org/10.1080/01621459.1971.10482227

DIAS, Francisco, PINHEIRO, Maximiano and RUA, António, 2014. Forecasting Portuguese GDP with factor models. Banco do Portugal, *Economic Bulletin*, June, pp. 85 - 100. Disponible en: https://www.bportugal.pt/sites/default/files/anexos/pdf-boletim/econbull_june2014_e.pdf

DUARTE, CLÁUDIA, RODRIGUES, Paulo and RUA, Antonio, 2017. A mixed frequency approach to the forecasting of private consumption with ATM/POS data. *International Journal of Forecasting*, 33 (1), pp. 61 - 75. Online ISSN 1872-8200. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2016.08.003

ENGLE, Robert and GRANGER, C. W. J., 1987. Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing. *Econometrica*, 55 (2), pp. 251 - 276. Online ISSN: 1468-0262. Disponible en: https://doi.org/10.2307/1913236

FORONI, Claudia and MARCELLINO, Massimiliano, 2012. A Comparison of Mixed Frequency Approaches for Modelling Euro Area Macroeconomic Variables. European University Institute, Working Paper ECO 2012/07, February. Disponible en: https://cadmus.eui.eu/bitstream/handle/1814/21135/ECO_2012_07.pdf?sequence=1&isAllowed=y

FORONI, Claudia, MARCELLINO, Massimiliano and SCHUMACHER, Christian, 2011. U-MIDAS: MIDAS regressions with unrestricted lag polynomials. Deutsche Bundesbank, Discussion Paper Series 1: Economic

Studies No 35/2011, December. Disponible en: https://www.bundesbank.de/resource/blob/703636/67ebc41ad0284bfe43aa7b6cd2c000f6/mL/2011-12-30-dkp-35-data.pdf

GALVÃO, Ana Beatriz, 2013. Changes in predictive ability with mixed frequency data. *International Journal of Forecasting*, 29 (3), pp. 395 - 410. Online ISSN: 1872-8200. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2012.10.006

GALVÃO, Ana Beatriz and OWYANG, Michael, 2022. Forecasting Low Frequency Macroeconomic Events with High Frequency Data. Federal Reserve Bank of St. Louis, Working Paper Series 2020-028C, May. Disponible en: https://s3.amazonaws.com/real.stlouisfed.org/wp/2020/2020-028.pdf

GÁLVEZ-SORIANO, Oscar de Jesús, 2018. *Nowcasting* del PIB de México usando Modelos de Factores y Ecuaciones Puente. Banco de México, Documento de investigación N° 2018-06, junio. Disponible en: https://www.banxico.org.mx/publicaciones-y-prensa/documentos-de-investigacion-delbanco-de-mexico/%7BD88CC75C-2CF7-F3F5-5BFA-D0B9BE3D75C6%7D. pdf

GHYSELS, Eric, 2016. Macroeconomics and the reality of mixed frequency data. *Journal of Econometrics*, 193 (2), pp. 1 - 21. Online ISSN: 1872-6895. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2016.04.008

GHYSELS, Eric, 2014. Matlab Toolbox for Mixed Sampling Frequency Data Analysis using MIDAS Regression Models. Draft, December. Disponible en: https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=25f1b337e-6de630affef0fff37af2a0f52a42889

GHYSELS, Eric, KVEDARAS, Virmantas and ZEMLYS, Vaidotas, 2016. Mixed Frequency Data Sampling Regression Models: The R Package midasr. *Journal of Statistical Software*, 72 (4), pp. 1 - 35. ISSN:1548-7660. Disponible en: https://doi.org/10.18637/jss.v072.i04

GHYSELS, Eric, SANTA-CLARA, Pedro and VALKANOV, Rossen, 2004. The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models. University of California. Working Paper Draft, June 22. Disponible en: https://rady.ucsd.edu/_files/faculty-research/valkanov/midas-touch.pdf

GHYSELS, Eric, SINKO, Arthur and VALKANOV, Rossen, 2007. MIDAS Regressions: Further Results and New Directions. *Econometric Reviews*,

26 (1), pp. 53 – 90. Online ISSN: 1532-4168. Disponible en: https://doi.org/10.1080/07474930600972467

GIANNONE, Domenico, REICHLIN, Lucrezia and SMALL, David, 2006. Nowcasting GDP and inflation: The real-time informational content of macroeconomic data releases. European Central Bank, Workin paper Series No. 633, May. Disponible en: https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp633.pdf?7ead007f7613f4e4f15297fdc2cfdaf3

GONZÁLEZ, Manuel, 2017. Un modelo de *nowcasting* para la tasa de crecimiento del PIB real de Ecuador. Cooperación de Estudios para el desarrollo, Documento de trabajo, noviembre. Disponible en: http://cordes.org/publicacion/DFM_EC_annual_imputed.pdf

GÖTZ, Thomas and KNETSCH, Thomas, 2017. Google Data in Bridge Equation Models for German GDP. En: 61st ISI World Statistics Congress. Marrakesh: ISI. Disponible en: https://www.bis.org/ifc/events/wsc_isi/sts090_goetz_paper.pdf

HAMILTON, James, 1994. *Time Series Analysis*. New Jersey: Princeton University Press. ISBN: 0-691-04289-6

HARVEY, Andrew, 1981. *Time Series Models*. 1st ed. Oxford: Philip Allan. ISBN: 9780860030324

HUBER, Florian, KOOP, Gary, ONORANTE, Luca, PFARRHOFER, Michael and SCHREINER, Josef, 2020. Nowcasting in a pandemic using non-parametric mixed frequency VARs. *Journal of Econometrics*, 232 (1), pp. 1 - 18. Online ISSN: 1872-6895. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2020.11.006

IBÁÑEZ, Luis, 2019. Aplicación de un modelo de pronósticos en tiempo real (nowcasting) para una economía pequeña y abierta: El caso de Guatemala. Banco de Guatemala, Banca Central, 78, pp. 31 - 46. Disponible en: http://www.banguat.gob.gt/sites/default/files/banguat/Publica/Banca/BancaCentral78.pdf

KUZIN, Vladmir, MARCELLINO, Massimiliano and SCHUMACHER, Christian, 2009. Pooling versus Model Selection for Nowcasting with Many Predictors: An Application to German GDP. European University Institute, Working Paper ECO 2009/13, January. Disponible en: https://cadmus.eui.eu/bitstream/handle/1814/10681/ECO_2009_13.pdf?sequence=1&isAllowed=y

KUZIN, Vladimir, MARCELLINO, Massimiliano and SCHUMACHER, Christian, 2011. MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the euro area. *International Journal of Forecasting*, 27 (2), pp. 529 - 542. Online ISSN: 1872-8200. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2010.02.006

LIU, Philip, MATHESON, Troy and ROMEU, Rafael, 2011. Real-time Forecasts of Economic Activity for Latin American Economies. International Monetary Fund, Working Paper WP/11/98, April. Disponible en: https://www.elibrary.imf.org/view/journals/001/2011/098/article-A001-en.xml

LOAYZA, Lilian y VALDIVIA, Daney, 2010. Un método simple para proyecciones de la actividad económica: Una aproximación mediante utilización de ARIMA. En: 2010 Bolivian Conference on Development Economics. La Paz: Instituto de Estudios Avanzados en Desarrollo. Disponible en: https://www.inesad.edu.bo/bcde2010/contributed/b32_39.pdf

LÓPEZ, Francisco, YASELGA, Emanuel y ESPINOSA, Francisco, 2021. Modelo *nowcast* con factores dinámicos para la estimación trimestral del PIB real para el Ecuador. Banco Central del Ecuador, *Revista Cuestiones Económicas*, 31 (1). e-ISSN: 2697-3367. Disponible en: https://estudioseconomicos.bce.fin.ec/index.php/RevistaCE/article/view/291/209

MARCELLINO, Massimiliano and SCHUMACHER, Christian, 2007. Factor-MIDAS for now- and forecasting with ragged-edge data: a model comparison for German GDP. Deutsche Bundesbank, Discussion Paper Series 1: Economic Studies No 34, December. Disponible en: https://www.bundesbank.de/resource/blob/703418/2e9f4d21d3355927278cb3aaaccdda80/mL/2007-12-28-dkp-34-data.pdf

MARTÍNEZ, Ignacio, 2021. "Nowcasting" de actividad económica de Chile usando indicadores de alta frecuencia. Universidad de Chile. Tesis para optar al grado de Magíster en Análisis Económico. Disponible en: https://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/183392/Ignacio%20Mart%c3%adnez.pdf?sequence=1&isAllowed=y

MENDIETA, William, 2017. Esquema de proyecciones de corto plazo del PIB usando modelos de frecuencia mixta. Banco Central de Nicaragua, Documento de trabajo DT 051, diciembre. Disponible en: https://www.bcn.gob.ni/system/files_force/documentos/DT-51_Esquema_de_proyecciones_de_corto_plazo.pdf?download=1

MINÍ, Renzo, 2018. *Un enfoque MIDAS modificado: FB-MIDAS*. Universidad del Pacífico, Escuela de Posgrado. Trabajo de investigación presentado para optar el grado académico de Magíster en Economía. Disponible en: https://repositorio.up.edu.pe/bitstream/handle/11354/2202/Renzo_Tesis_Maestria_2018.pdf?sequence=1&isAllowed=y

MODUGNO, Michele, SOYBILGEN, Bariş and YAZGAN, Ege, 2016. Nowcasting Turkish GDP and news decomposition. *International Journal of Forecasting*, 32 (4), pp. 1369 - 1384. Online ISSN: 1872-8200. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2016.07.001

PARIGI, Giuseppe and SCHLITZER, Giuseppe, 1995. Quarterly forecasts of the italian business cycle by means of monthly economic indicators. *Journal of Forecasting*, 14 (2), pp. 117 - 141. Online ISSN:1099-131X. Disponible en: https://doi.org/10.1002/for.3980140205

PÉREZ, Jaime y BRENS, Paola, 2018. Modelo de factores dinámicos para pronósticos de la actividad económica en tiempo real. Ministerio de Hacienda de la República de Nicaragua, Serie de Documentos de Investigación No. 2018-02, noviembre. Disponible en: https://www.hacienda.gob.do/wp-content/uploads/2020/08/Modelo-de-Factores-Dinamicos-para-Pronostico-de-la-actividad-economica-en-Tiempo-Real-.pdf

PINDYCK, Robert and RUBINFELD, Daniel, 2001. *Econometría: Modelos y pronósticos*. 1ra ed. en español. México D.F.: McGraw-Hill. ISBN 0-07-913292-8

RODRÍGUEZ, Adolfo, 2014. Pronóstico del crecimiento trimestral de Costa Rica mediante modelos de frecuencia mixta. Universidad de Costa Rica, *Ciencias Económicas*, 32 (2), pp. 189 - 226. ISSN: 0252-9521. Disponible en: https://doi.org/10.15517/rce.v32i2.17267

RODRÍGUEZ, Helena, 2014. Un indicador de la evolución del PIB uruguayo en tiempo real. Banco Central del Uruguay, Documento de trabajo N° 009-2014. Disponible en: https://www.bcu.gub.uy/Estadisticas-e-Indicadores/Documentos%20de%20Trabajo/9.2014.pdf

STOCK, James and WATSON, Mark, 1988. A Probability Model of the Coincident Economic Indicators. National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 2772, November. Disponible en: https://www.nber.org/system/files/working_papers/w2772/w2772.pdf

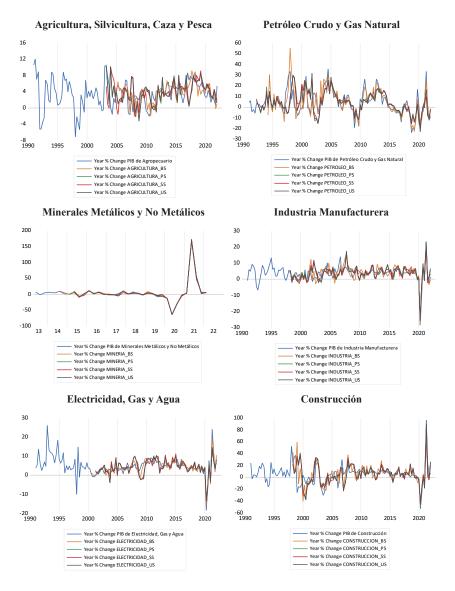
TORRES, Diego, 2015. Evaluando la capacidad predictiva del MIDAS para la Eurozona, Italia, Alemania, Francia y Portugal. BBVA Research, Documento de Trabajo N° 15/16, mayo. Disponible en: https://www.bbvaresearch.com/wpcontent/uploads/2015/05/WP15_16_MIDAS.pdf

RODRÍGUEZ, Adolfo, 2014. Pronóstico del crecimiento trimestral de Costa Rica mediante modelos de frecuencia mixta. Ciencias económicas, 32 (2), pp. 189 – 226. Disponible en: https://revistas.ucr.ac.cr/index.php/economicas/article/view/17267

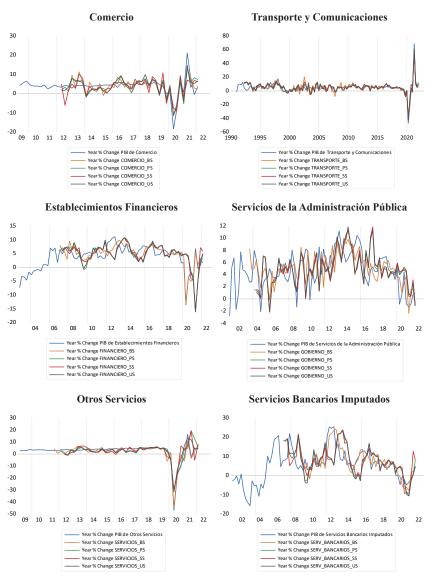
WINKELRIED, Diego, 2012. Predicting quarterly aggregates with monthly indicators. Central Reserve Bank of Peru, Working Paper series N° WP 2012-23, diciembre. Disponible en: https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Documentos-de-Trabajo/2012/documento-de-trabajo-23-2012.pdf

APENDICE

Resultados de los modelos BRIDGE y MIDAS - variación interanual en porcentaje



Resultados de los modelos BRIDGE y MIDAS - variación interanual en porcentaje (Cont.)



Nota: Las siglas al término de cada variable significan (BS) BRIDGE, (PS) MIDAS con ponderación PDL, (SS) MIDAS con ponderación STEP y (US) UMIDAS.