

DOCUMENTOS DE TRABAJO

ISSN 2409-1863
DT 051-Diciembre 2017
Banco Central de Nicaragua

Esquema de proyecciones de corto plazo del PIB usando modelos de frecuencia mixta

William Alberto Mendieta Alvarado



Banco Central de Nicaragua
Emitiendo confianza y estabilidad



Banco Central de Nicaragua

Esquema de proyecciones de corto plazo del PIB usando modelos de frecuencia mixta

William Alberto Mendieta Alvarado

DT-051-2017

La serie de documentos de trabajo es una publicación del Banco Central de Nicaragua que divulga los trabajos de investigación económica realizados por profesionales de esta institución o encargados por ella a terceros. El objetivo de la serie es aportar a la discusión de temas de interés económico y de promover el intercambio de ideas. El contenido de los documentos de trabajo es de exclusiva responsabilidad de su(s) autor(es) y no reflejan necesariamente la opinión del Banco Central de Nicaragua. Los documentos pueden obtenerse en versión PDF en la dirección <http://www.bcn.gob.ni/>

The working paper series is a publication of the Central Bank of Nicaragua that disseminates economic research conducted by its staff or third parties sponsored by the institution. The purpose of the series is to contribute to the discussion of relevant economic issues and to promote the exchange of ideas. The views expressed in the working papers are exclusively those of the author(s) and do not necessarily reflect the position of the Central Bank of Nicaragua. PDF versions of the papers can be found at <http://www.bcn.gob.ni/>.

I. Introducción

En este documento realizo un ejercicio de proyección del PIB de Nicaragua en tiempo pseudo-real utilizando datos de frecuencia mixta. El objetivo de esto es proveer un esquema de proyecciones de corto plazo para el PIB de Nicaragua, el cual fácilmente puede ser ampliado para las demás variables de las cuentas nacionales.

La necesidad de este esquema de proyecciones surge porque las cuentas nacionales oficiales de cualquier país del mundo son publicadas con considerables rezagos de tiempo. Sin embargo, las cuentas nacionales y el PIB son elementos importantes para el proceso de toma de decisiones de todos los agentes en una economía, pues proveen información robusta de su desempeño de corto plazo.

Por ejemplo, agentes, empresas privadas y estatales, así como instituciones del gobierno, están en un constante proceso de toma de decisiones: cuánto aumentar/disminuir la producción, si adquirir o no un bien duradero, si ahorrar una proporción del ingreso o gastarlo en otras actividades, etcétera.

En términos de política económica, las estimaciones del crecimiento futuro del PIB sirven como insumo para la elaboración del Presupuesto General de la República, el Programa Económico y Financiero, para la Programación Financiera, entre otras. Con base en lo anterior, se podría aseverar que ambos tipos de agentes, en su particular proceso de toma de decisiones, le asignan un peso considerable a las expectativas sobre la actividad económica futura.

En este orden, es importante para el BCN realizar pronósticos de alta calidad de la actividad económica, lo que sumado a su reputación y credibilidad, podría facilitar el proceso de toma de decisiones de política económica y el fortalecimiento del proceso de formación de expectativas de los agentes.

En este sentido, el Banco Central de Nicaragua (BCN) ha logrado cimentar una sólida reputación y una alta credibilidad, lo que contribuiría a que sus acciones de política económica y comunicacional incidan en la formación de expectativas. Respecto a su reputación, esta se ha consolidado a partir de la década de los 90 pues el banco ha logrado mantener una inflación estable, la cual ha sido consistente con sus determinantes macroeconómicos de mediano plazo¹,

¹ Actualmente estos determinantes sugieren una inflación de 6.5 por ciento (5% deslizamiento cambiario más 1.5% inflación de Estados Unidos).

cumpliendo de forma continua con su objetivo fundamental². En cuanto a su credibilidad, en los últimos años ha mantenido un contacto estrecho con la población nicaragüense a través de los medios de prensa y su página web (ruedas de prensa, boletines, informes de coyuntura económica, encuestas, entre otros), lo que ha contribuido a que el BCN tenga una voz ante las decisiones de consumo e inversión de firmas e individuos, siendo un ejemplo de ello la participación del BCN en las mesas de trabajo de los principales sectores productivos del país.

Con base en lo anterior, y con el propósito de apoyar al proceso de toma de decisiones del Gobierno, del BCN y de los agentes privados, presento un ejercicio de proyecciones en tiempo pseudo-real, bajo el marco metodológico del *now-casting*, como el definido en Bańbura et al (2013), para la tasa de crecimiento del PIB.

Para ello utilizo una amplia gama de modelos de datos de frecuencia mixta, orientados a explotar las publicaciones de información más recientes y con ello obtener pronósticos de la actividad económica. Considero dos categorías de modelos: ecuaciones puente (*bridge equations*) y los modelos MIDAS (*MIXed Data Sampling*). La razón por la que considero ambas categorías de modelos obedece a sus diferencias en el proceso de agregación temporal de los datos. Así, los modelos bridge suponen ex-ante a la estimación un proceso de agregación temporal, lo cual puede conducir a pérdida de información relevante para los pronósticos. Para flexibilizar el método de agregación utilizo los modelos MIDAS, los cuales realizan una agregación temporal parsimoniosa que es inferida directamente del comportamiento de los datos, lo cual reduce la pérdida de información inherente a cualquier proceso de agregación.

Los modelos son evaluados mediante proyecciones pseudo-fuera de muestra, para el período comprendido entre 2011 y 2014, siendo el principal criterio de evaluación la raíz del error cuadrático medio (RECM). A través de este criterio comparo aproximadamente 300 modelos de proyección así como diferentes combinaciones entre ellos. Además, utilizo modelos univariados para comparar la habilidad predictiva de los modelos.

Los principales resultados sugieren que las categorías de variables que brindan los pronósticos más precisos son las de producción y precios. En este sentido, existen ganancias importantes en la precisión de las proyecciones a medida que se acerca el día de publicación de las Cuentas Nacionales Trimestrales y nueva información es incorporada en los modelos de pronóstico.

² Dictado por el artículo 3 de la Ley 732, “Ley Orgánica del Banco Central de Nicaragua”.

Además, si bien existen ganancias en términos de una menor varianza del error de predicción mediante la combinación de pronósticos, los resultados sugieren que es preferible utilizar un subconjunto de predictores y no una combinación global de todos los pronósticos.

El resto del documento se estructura de la siguiente forma: en la sección II explico el diseño del ejercicio de proyección en tiempo pseudo-real. Luego, en la sección III presento las metodologías de pronósticos utilizadas en este documento. En seguida, evalúo los pronósticos realizados por las diferentes categorías de modelo consideradas así como la combinación (bajo diferentes métodos) de los pronósticos del PIB, y, finalmente en la sección V brindo algunos comentarios finales y de política económica.

II. Ejercicio de proyección en tiempo pseudo-real

VARIABLES como el PIB son publicadas con un considerable número de rezagos, por ejemplo el PIB correspondiente al primer trimestre de 2015 será publicado hasta finales de junio, según el calendario anticipado de divulgación del BCN. No obstante, las decisiones de política no pueden esperar tal cantidad de tiempo, y por tal razón se deben utilizar otras variables de mayor prontitud y periodicidad. En este punto es donde se hace más útil el *now-casting*, metodología de pronóstico que trata de utilizar la última información disponible. El objetivo de este método es explotar la información publicada antes y con mayor periodicidad (variables financieras, por ejemplo) para pronosticar una variable de baja frecuencia (PIB trimestral).

En este documento diseño el ejercicio de proyección en tiempo pseudo-real como el definido por Bańbura et al (2013) para realizar pronósticos del PIB trimestral con horizontes de proyección de 1, 2, 3 y 4 trimestres. Al igual que un ejercicio en tiempo real, trato de imitar los tiempos de publicación de las variables con poder predictivo sobre el PIB, es decir, tomo en consideración los rezagos con los que se publica la información utilizada para las proyecciones, siendo éstas últimas realizadas de forma recursiva. Sin embargo, dada la dificultad de obtener series de tiempo sin revisiones, el ejercicio de pronóstico es realizado con información en tiempo pseudo-real, replicando únicamente el patrón de publicación de los datos.

Los datos utilizados corresponden a seis categorías que caracterizan la economía: empleo, producción, externo, precios, financiero y crédito. Otro tipo de variables que podrían ser utilizadas para realizar estos pronósticos son las provenientes de encuestas de expectativas económicas. El BCN realiza desde el año 2007 la Encuesta de Expectativas Económicas de

forma trimestral pero esta información no es de dominio público. Sin embargo, la evidencia empírica encontrada por Angelini et al (2008), Barhoumi et al (2008), Kuzin (2009), Armesto et al (2010), Leboeuf y Morel (2014) muestra que la información proveniente de este tipo de encuestas contribuye positivamente al *now-casting* de variables de baja frecuencia pues proveen información oportuna, de alta periodicidad y con amplio poder predictivo sobre la actividad económica.

Las variables elegidas para el ejercicio de proyección se muestran en la tabla 4 (anexo). Mediante el test de Dickey-Fuller Aumentado estudié la estacionariedad de las series consideradas (anexo tabla 5). En los casos en que no se rechazaba la hipótesis nula, procedí a aplicar la primera diferencia a las series para que estas fuesen integradas de orden cero.

III. Metodologías de pronóstico

En esta sección explico las metodologías y las especificaciones de tres categorías de modelos que serán utilizadas para realizar los pronósticos³. Además, realizo una breve revisión de la literatura que enfatiza en sus principales virtudes.

Los modelos son estimados de forma recursiva, utilizando una muestra comprendida entre enero 2002 y diciembre 2011. Los pronósticos son pseudo-fuera de muestra, estando comprendidos entre los años 2012 y 2014. Asimismo, éstos los realizo de forma recursiva o directa, en dependencia del tipo de modelo, para horizontes de 1, 2, 3 y 4 trimestres hacia adelante.

Ecuaciones puente (*bridge equations*)

Estos modelos utilizan datos trimestrales provenientes de un proceso de agregación de datos mensuales, de ahí que se les llame ecuaciones *puente*. La idea detrás de las ecuaciones *puente* es aprovechar información de alta frecuencia (mensual, semanal, diaria o intradía) para pronosticar variables de menor frecuencia (trimestrales o anuales). Estas son muy populares, siendo utilizadas principalmente por instituciones que toman decisiones de política económica, siendo algunos ejemplos el Banco Central Europeo, la Reserva Federal y el Banco Central de Chile⁴.

³ Cada uno de los modelos y proyecciones fueron estimados en MATLAB ®.

⁴ Golinelli y Parigi (2004), Barhoumi et al (2008), Angelini et al (2008), Cobb et al (2011)

De esta forma, la tasa de variación trimestral del PIB (y_t^Q) será pronosticada por p rezagos de sí misma y por j indicadores mensuales estacionarios. Las predicciones las obtengo mediante el siguiente algoritmo:

1. Realizo la trimestralización de los indicadores mensuales⁵. Dado que se trata de un ejercicio de *non-casting* en tiempo pseudo-real, habrán datos faltantes al final de la muestra para los primeros dos meses dentro de un trimestre. En otras palabras, si deseo proyectar y_t^Q utilizando el indicador x_t^Q (el cual proviene de trimestralizar $(x_t^1, \dots, x_t^3)'$, siendo los meses 1, 2 y 3 dentro de un trimestre cualquiera) y, suponiendo que la proyección es realizada al final del mes 1, tendré dos observaciones faltantes x_t^2 y x_t^3 .
2. Las observaciones faltantes son proyectadas utilizando la metodología propuesta por Barhoumi (2008), la cual consiste en utilizar modelos univariados, particularmente modelos ARMA(p, q), para pronosticar los datos faltantes.
3. Construyo j modelos de Vectores Autorregresivos bivariados, los cuales son utilizados para realizar las proyecciones del PIB. Utilizo modelos bivariados para evitar el problema de dimensionalidad que tienen inherentes los modelos VAR. Cuando se utiliza una cantidad considerable de predictores⁶, combinado con la posibilidad de no contar con una muestra lo suficientemente grande, los modelos VAR generan estimaciones de parámetros inconsistentes que, en última instancia, repercuten directamente en la calidad de las proyecciones. La especificación general de los j modelos VAR está dada por la ecuación (1):

$$z_t^Q = \mu + \sum_{i=1}^p A_i z_{t-i}^Q + \epsilon_t^Q \quad (1)$$

Donde $z_t^Q = (y_t^Q \ x_{t,j}^Q)$, es un vector de dos variables dependientes, un vector de constantes μ y p matrices conformables de parámetros A_i . El número óptimo de rezagos

⁵ Su promedio cuando la variable es un índice; el valor al cierre del trimestre cuando es una variable saldo; la suma de los tres meses cuando se trata de una variable flujo.

⁶ El número máximo de parámetros a estimar de la ecuación (1) es $n + p * n^2 + \frac{n(n+1)}{2}$, donde p se refiere al número de rezagos considerados en el modelo j y $n = 2, \forall j$, es el número de variables consideradas.

p , lo determino utilizando dos criterios, un test de razón de verosimilitud y el criterio de información AIC⁷. Los j modelos VAR son estimados de forma recursiva.

4. Realizo las proyecciones recursivas del PIB utilizando j indicadores trimestralizados.

Una de las desventajas de este enfoque es que las proyecciones son realizadas de forma individual, es decir, no incorporan las interrelaciones entre los diferentes predictores, las cuales pueden contener información que podría ser útil para el pronóstico de y_t^Q . En este documento exploro dos alternativas para atender el punto anterior.

La primera de ellas consiste en emplear combinaciones de pronósticos de los predictores de y_t^Q como en Angelini et al (2008), Diron (2006), Kitchen y Monaco (2003), los cuales pueden ser elegidos mediante un criterio como la raíz del error cuadrático medio. En este documento realizo dos clases de combinaciones, una entre indicadores dentro de una clase de modelos, y una combinación global entre indicadores y modelos. Los métodos de combinación utilizados los explico más adelante en esta sección.

La otra alternativa consiste en utilizar modelos bajo un enfoque bayesiano como en González (2012) y Bańbura et al (2010). En ambos documentos se evalúa el poder predictivo de modelos de vectores autorregresivos bayesianos (BVAR), los cuales tienen la característica de tener en su especificación una gran cantidad de variables, las cuales tratan de capturar las principales características de las economías bajo estudio. El objetivo de utilizar métodos bayesianos se debe a que una incorrecta especificación, así como la incertidumbre asociada a los parámetros producto del problema de dimensionalidad se ven reflejadas en un pobre desempeño de las proyecciones fuera de muestra.

Por lo tanto, empleo este enfoque econométrico con el objetivo de disminuir la incidencia de la dimensionalidad de un modelo de mediana escala (según la clasificación realizada en Bańbura et al, 2010) y de utilizar las dinámicas e interrelaciones que potencialmente existen entre los predictores, lo cual podría incidir en una estimación más eficiente de los parámetros del modelo y, finalmente, en una menor varianza del error de predicción.

⁷ Ambos tests entregan los mismos resultados, excepto en tres modelos. En estos casos consideré el criterio AIC.

Dado lo anterior, sea $Z_t = [y_t^Q \ x_{t,j=1}^Q \ \dots \ x_{t,j=J}^Q]'$ el vector de variables endógenas, y $C, G_1, \dots, G_p, \Sigma$ son matrices conformables que contienen los parámetros del modelo descrito por la ecuación (2):

$$\begin{aligned} Z_t &= C + G_1 Z_{t-1} + \dots + G_p Z_{t-p} + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t &\sim N(0, \Sigma), \end{aligned} \tag{2}$$

cuyos coeficientes tienen una distribución anterior (*prior*) dada por:

$$\Gamma | \Sigma \sim N(g, \Sigma \otimes \Omega \xi),$$

Y donde el vector g y la matriz Ω son conocidas, y ξ es un escalar que controla la estrechez de la información *prior*. La literatura ha propuesto un número considerable de metodologías heurísticas para fijar la información de la distribución *prior*. Por ejemplo, Litterman (1980), Doan, Litterman y Sims (1984) fijan el *prior* con el objetivo de minimizar los errores de pronóstico fuera de muestra del modelo, mientras que Bańbura et al (2010) proponen un método que toma en consideración las proyecciones dentro de muestra. En este documento sigo la metodología desarrollada por Giannone, Lenza y Primecერი (2012) para la elección de la distribución *prior*, la cual consiste en utilizar una combinación de las *priors* conjugadas más utilizadas en la literatura (Minnesota, suma-de-coeficientes y *dummy*-de-observaciones-iniciales). La ventaja de este enfoque, según la evidencia encontrada por Giannone, Lenza y Primecერი, es que éste elige automáticamente la cantidad apropiada de estrechez ξ de la distribución *prior*, lo que conlleva a proyecciones fuera de muestra más precisas.

Mixed Data Sampling (MIDAS)

A pesar que las ecuaciones puente son ampliamente utilizadas, su uso requiere de la elección de un método de agregación para los datos de alta frecuencia, lo cual conduce a pérdida de información que puede ser valiosa para el *now-casting*. Por lo tanto, considero otra categoría de modelos denominados MIDAS (por sus siglas en inglés), desarrollada en Ghysels et al (2002), Ghysels et al (2006) y Andreou et al (2010), la cual está orientada a realizar una agregación temporal parsimoniosa, cuyos ponderadores provienen directamente del comportamiento de los datos⁸. Un modelo MIDAS (Ghysels, 2014) puede escribirse como:

⁸ *Data-driven weighting scheme*

$$y_t^Q = \mu + \sum_{i=1}^p \beta_i y_{t-i}^Q + \gamma \sum_{i=1}^m \Phi(m, \theta_1) X_{t-i}^M + \gamma \sum_{i=1}^l \alpha(l, \theta_2) X_{t+i}^M + \varepsilon_t \quad (3)$$

Donde m y l indican el número de rezagos y adelantos, respectivamente, del indicador de alta frecuencia, X_t^M correspondiente al año t y al mes M , p rezagos de y_t^Q y $\Phi(\cdot, \theta)$ y $\alpha(\cdot, \theta)$ son funciones polinomiales que caracterizan a los ponderadores para la agregación temporal de la serie de alta frecuencia, y que cuya forma funcional es gobernada por un vector de hiperparámetros θ_i . Cabe destacar que estas funciones pueden tener una gran cantidad de formas funcionales, siempre y cuando la elegida permita conseguir la flexibilidad suficiente pero manteniendo la parsimonia (Ghysels, 2009). En este documento utilizo la forma funcional Almon normalizada dada por la ecuación (4), la cual le otorga mayor peso a las observaciones más recientes, lo cual es deseable en un ejercicio de proyección bajo el marco metodológico del *now-casting*. El método de estimación de los hiperparámetros θ es el de mínimos cuadrados no lineales.

$$\omega_i(\theta_1, \theta_2) = \frac{e^{\theta_1 i + \theta_2 i}}{\sum_{i=1}^N e^{\theta_1 i + \theta_2 i}} \quad (4)$$

Además, tomando en consideración los resultados de Foroni, Marcellino y Schumacher (2011) utilizo el enfoque de MIDAS no restringido (U-MIDAS, por sus siglas en inglés). A diferencia del modelo anterior, la especificación del U-MIDAS no supone una forma funcional de los ponderadores para la agregación temporal de la serie de alta frecuencia. La ventaja de utilizar este enfoque, según Leboeuf y Morel (2014), consiste en que no se requiere un sólido conocimiento de las dinámicas de los datos y, además, el suponer una función polinomial para los ponderadores se presume como un supuesto bastante fuerte para caracterizar el proceso generador de datos.

Adicionalmente, Foroni, Marcellino y Schumacher encuentran evidencia empírica que los modelos U-MIDAS superan a los MIDAS más estándar (ecuación 3) cuando se mezclan datos trimestrales y mensuales, lo cual podría reflejar que cuando el número de rezagos a estimar es relativamente pequeño, los problemas de estimación asociados al problema de dimensionalidad son más limitados. A pesar de ello, uno de los supuestos más fuertes del modelo U-MIDAS es que asume linealidad en los ponderadores para la agregación temporal.

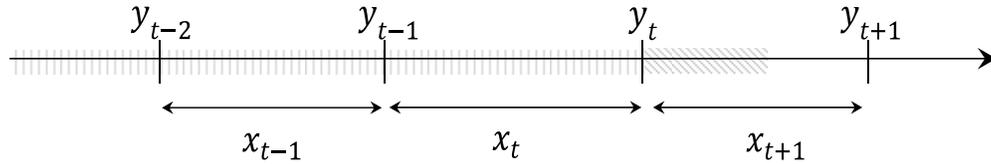
La especificación del modelo U-MIDAS está dada por la ecuación (5), la cual no supone una forma funcional para $\Phi(\cdot, \theta)$ ni para $\alpha(\cdot, \theta)$, sino que estima los ponderadores de forma no restringida.

$$y_{t+s}^Q = \mu + \sum_{i=1}^p \beta_i y_{t-i}^Q + \sum_{i=1}^q \sum_{j=1}^3 \gamma_{ij} X_{t-i}^M + \sum_{i=1}^l \rho_i X_{t+i}^M + \varepsilon_{t+s} \quad (5)$$

A diferencia de las proyecciones realizadas por las ecuaciones puente y el BVAR, las cuales son realizadas de forma recursiva, el enfoque MIDAS realiza proyecciones directas para cada horizonte. Esto implica que para cada horizonte de proyección deben ser estimados nuevos modelos (notar el subíndice s de la ecuación 5).

Para finalizar esta sección, debo destacar que los modelos MIDAS explicados llevan en su especificación adelantos de las variables de alta frecuencia. Los adelantos son especialmente útiles en un ejercicio de *now-casting* cuando se desea emplear la última información disponible. Así, por ejemplo, si se desea proyectar a inicios del mes de diciembre y_{2014}^4 se podrían utilizar indicadores X_{2014}^{10} y X_{2014}^{11} correspondientes a octubre y noviembre del año 2014 y cuyos ponderadores para la agregación estarían dados por el vector ρ_i . Este proceso se ilustra en la figura 1.

Figura 1: Línea de tiempo para la elaboración de pronósticos



Fuente: Armesto, et al (2010)

Modelos univariados

Finalmente, en este trabajo considero dos modelos univariados para pronosticar la tasa de variación trimestral del PIB (y_t^Q). Particularmente utilizo un modelo *AR* (1) y un *ARMA* (1,1). Las predicciones de ambos modelos las utilizo como *benchmark* para evaluar la capacidad predictiva de las demás categorías de modelos. La especificación de los modelos puede representarse mediante la ecuación (6):

$$y_t^Q = \rho y_{t-1}^Q + \beta \varepsilon_{t-1}^Q + \varepsilon_t^Q \quad (6)$$

Donde $|\rho| < 1$ y $\beta = 0$ en el caso del proceso *AR* (1). Por su parte, ε_t^Q es un proceso ruido blanco trimestral $\varepsilon_t^Q \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$. Las proyecciones de estos modelos son realizadas de forma recursiva.

Combinación de pronósticos

En este trabajo considero una cantidad relativamente amplia de potenciales predictores del PIB lo que aunado a la metodología de pronóstico empleada, conduce a tener una cantidad considerable de modelos. Concretamente, realizo proyecciones utilizando aproximadamente 300 modelos, los cuales, según el criterio de la raíz del error cuadrático medio (RECM), tienen poderes predictivos similares.

Además, considerando el principio de irrelevancia⁹ de Timmermann (2013), nos encontramos en un mundo donde es posible una incorrecta especificación de los modelos de proyección, el tamaño de las muestras de datos para las estimaciones no es lo suficientemente grande y existe un acceso incompleto a la información inherente a cada pronóstico. Esto hace que el realizar combinaciones de pronóstico sea muy relevante en el trabajo del econometrista.

Por todo lo anterior, realizo combinaciones de pronósticos entre cada una de las categorías de modelo consideradas y una combinación global de los pronósticos entre todas las categorías de modelos y todos los predictores. En este documento considero tres metodologías de combinación de pronóstico, a saber: mediana de los J pronósticos (ecuación 7), y un promedio simple y un promedio ponderado.

$$f_{(t+h|t)}^{mediana} = \text{mediana}\{f_{j,t+h|t}\}_{j=1}^J \quad (7)$$

$$f_{(t+h|t)}^i = \sum_{j=1}^J \omega_j * f_{j,t+h|t} \quad (8)$$

$$\omega_j = \frac{RECM_j^{-1}}{\sum_{j=1}^J RECM_j^{-1}} \quad (9)$$

En la ecuación (8) $f_{(t+h|t)}^i$ denota el pronóstico para el trimestre $t+h|t$, y el superíndice i se refiere a si es un promedio simple o un promedio ponderado. Para el caso del promedio simple,

⁹ El principio de irrelevancia en su versión original se conoce como el teorema de Modigliani-Miller el cual está dirigido hacia el análisis de la estructura de capital de las empresas.

ω_j es igual a $\frac{1}{j}$ para todo j , mientras que en el caso del promedio ponderado los parámetros son estimados utilizando la ecuación (9).

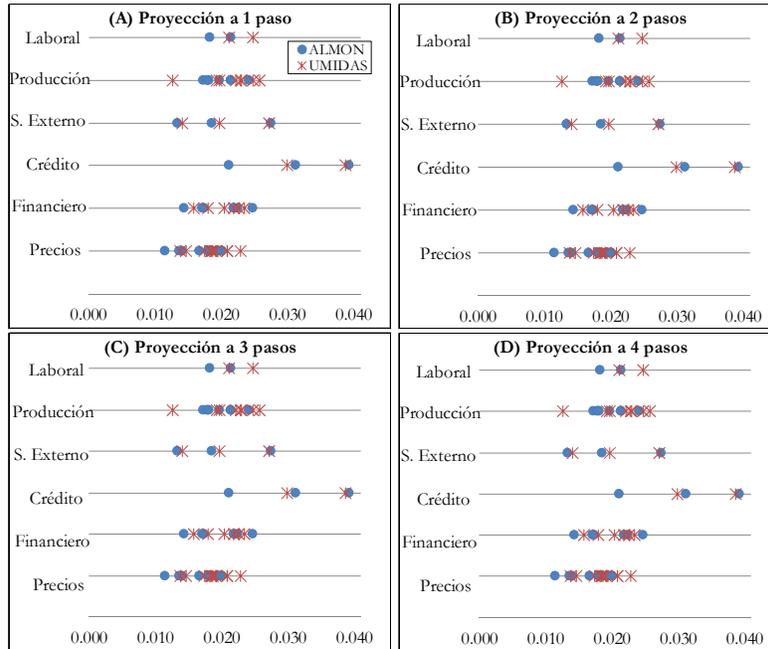
IV. Evaluación de pronósticos

En esta sección realizo la evaluación de los pronósticos provenientes de modelos MIDAS, BRIDGE y BVAR. El criterio de evaluación es la raíz del error cuadrático medio, la cual penaliza de forma simétrica sobreestimar o subestimar y_{t+h}^Q . La RECM es representada en la ecuación (10), donde N es el tamaño de la sub-muestra utilizada para la evaluación de pronósticos.

$$RECM_j = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=t+1}^N (y_{i+h}^Q - f_{i+h|i}^j)^2} \quad (10)$$

De esta forma, en las figuras 2 y 3 se muestran las RECM para todos los horizontes de proyección considerados y para las diferentes categorías de variables para los modelos MIDAS y BRIDGE, respectivamente. En el eje horizontal se encuentran los valores de la RECM, y cada punto en el gráfico muestra la RECM para un indicador dentro de una determinada categoría.

Figura 2: RECM para modelos MIDAS-Almon y U-MIDAS

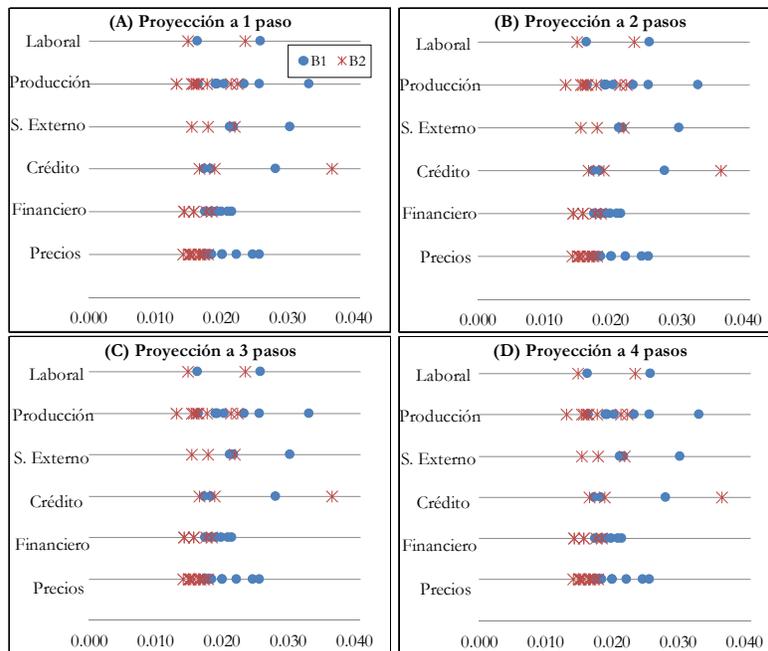


Los modelos preferidos están más cerca del cero, aquí se destaca el hecho que la mayor parte de las RECM estimadas son bajas, lo que sugiere que los modelos tienen un buen poder predictivo

sobre el PIB trimestral y que estos efectivamente pueden proyectar una senda realista y muy cercana a lo que en realidad ocurrió.

De esta forma, los modelos MIDAS de la figura 2 muestran que las categorías de variables preferidas para realizar la proyección del PIB, bajo todos los horizontes de proyección considerados, son las variables de producción y precios, seguidas por las categorías de sector externo y financiero. Al comparar ambos modelos MIDAS encontré que, en términos globales, los modelos que reportaban la menor RECM eran los modelos U-MIDAS, lo cual está en línea con los resultados de Foroni, Marcellino y Schumacher (2011).

Figura 3: RECM para modelos BRIDGE



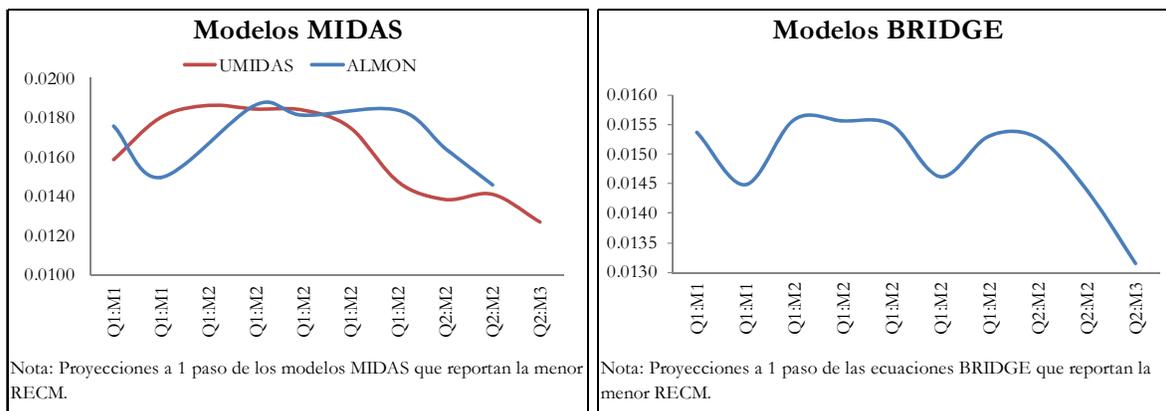
Por su parte, los modelos BRIDGE también tienen un buen desempeño en términos de la RECM. En la figura 3 se muestra, además de la RECM, el impacto que tiene el considerar la publicación de nuevos indicadores. Los puntos denotados como B1 son las predicciones de los modelos BRIDGE en el primer mes del trimestre, mientras que las denotadas por B2 son aquellas realizadas en el tercer mes dentro de un trimestre. En este gráfico se aprecia la mejora en la raíz del error cuadrático medio cuando se introducen a los modelos la información recién publicada; esto lo profundizo en la siguiente subsección.

Now-casting y la precisión de pronósticos

Uno de los objetivos de este documento es realizar predicciones del PIB trimestral en tiempo pseudo-real, el cual, mediante la metodología del *now-casting*, actualiza las predicciones en un trimestre dado mediante la incorporación de la información recién publicada. A diferencia de un ejercicio en tiempo real, en este documento utilicé datos que contenían revisiones, por lo que el ejercicio de proyección se llevó a cabo a modo de replicar el patrón de publicación de los datos.

Mediante este ejercicio se tendrán proyecciones del PIB trimestral con mayor frecuencia, en la medida que nuevos datos de los predictores son publicados, sin embargo cabe preguntarse si existen ganancias por realizar proyecciones del PIB con mayor periodicidad. La figura 4 muestra que tanto para los modelos BRIDGE como para el modelo U-MIDAS la publicación de nuevos datos de los predictores contribuye positivamente a la reducción de la raíz del error cuadrático medio de las predicciones realizadas a un trimestre.

Figura 4: Evolución de la RECM de las predicciones a un paso dentro de un trimestre



Si bien la evolución de la RECM es no monótona, existe una evidente mejora a medida que se acerca el día de la publicación del PIB trimestral. Esto va en línea con los resultados obtenidos por Angelini et al (2008), Armesto et al (2010) y Leboeuf y Morel (2014), quienes encuentran que, para el caso de la tasa de variación del PIB, la varianza del error de predicción disminuye en la medida que nueva información es incorporada a los pronósticos. Este resultado también se aplica a los demás horizontes de proyección (ver en anexo las figuras 7, 8 y 9).

Modelos de indicadores seleccionados versus modelos *benchmark*

En esta sección realizo algunas comparaciones entre los modelos *benchmark* y algunos modelos de indicadores seleccionados discrecionalmente. El criterio de comparación está dado por

ecuación (11), que es la razón entre la RECM del modelo j seleccionado y la RECM del modelo *benchmark*. Así, un $Crit_j < 1$ indica que el modelo del indicador es preferible sobre los modelos de referencia.

$$Crit_j = \frac{RECM_j}{RECM_{benchmark}} \quad (11)$$

Los indicadores elegidos no necesariamente son los de mejor desempeño dentro de su clase de modelo, sino que elijo variables que son importantes en términos coyunturales para la caracterización del desempeño de la economía nicaragüense. No obstante lo anterior, la mayoría de ellos superan notablemente a los modelos de referencia en la mayoría de los horizontes de proyección, tal y como lo muestran las tablas 1 y 2.

Tabla 1: Modelo AR (1) versus modelos de indicadores coyunturales

Indicador	1 PASO			2 PASOS			3 PASOS			4 PASOS		
	Almon	UMIDAS	Bridge	Almon	UMIDAS	Bridge	Almon	UMIDAS	Bridge	Almon	UMIDAS	Bridge
Precio café	0.84	1.00	0.74	0.65	0.90	0.87	0.52	0.77	0.57	0.48	0.69	0.51
Fed's Funds Rate	1.03	1.05	0.90	0.83	0.83	0.81	0.71	0.69	0.62	0.57	0.56	0.50
Letras BCN	0.68	0.86	0.69	0.59	0.88	0.63	0.54	0.86	0.55	0.45	0.79	0.51
Inflación	1.05	1.00	0.80	0.74	0.74	0.64	0.57	0.57	0.56	0.54	0.55	0.56
IPI de E.U.	0.70	0.68	0.73	0.61	0.60	0.68	0.42	0.42	0.68	0.38	0.38	0.68
IMAE	0.91	0.95	0.98	0.66	0.68	0.91	0.54	0.54	0.81	0.44	0.44	0.75
Importaciones	1.14	1.23	0.63	0.76	0.84	0.63	0.62	0.68	0.52	0.60	0.66	0.48
Empleo	0.94	1.01	0.69	0.75	0.78	0.65	0.57	0.60	0.51	0.48	0.57	0.45

Respecto a la tabla 1, solamente en los pronósticos a un paso sucede que algunos indicadores son superados por el modelo *AR (1)*, y de hecho el margen con el que los supera el modelo *benchmark* es relativamente bajo. Para los horizontes a 2, 3 y 4 pasos, todos los modelos de indicadores seleccionados superan al modelo *benchmark*.

Tabla 2: Modelo ARMA (1, 1) versus modelos de indicadores coyunturales

Indicador	1 PASO			2 PASOS			3 PASOS			4 PASOS		
	Almon	UMIDAS	Bridge	Almon	UMIDAS	Bridge	Almon	UMIDAS	Bridge	Almon	UMIDAS	Bridge
Precio café	0.91	1.08	0.79	0.76	1.05	1.01	0.66	0.96	0.72	0.63	0.92	0.67
Fed's Funds Rate	1.10	1.13	0.96	0.96	0.97	0.93	0.88	0.86	0.78	0.75	0.73	0.67
Letras BCN	0.73	0.93	0.74	0.69	1.02	0.73	0.67	1.07	0.69	0.59	1.05	0.67
Inflación	1.13	1.08	0.86	0.86	0.86	0.74	0.71	0.72	0.70	0.71	0.73	0.73
IPI de E.U.	0.75	0.73	0.79	0.71	0.70	0.79	0.52	0.53	0.86	0.50	0.50	0.89
IMAE	0.98	1.02	1.05	0.76	0.79	1.06	0.67	0.67	1.01	0.58	0.58	0.99
Importaciones	1.22	1.33	0.68	0.89	0.98	0.73	0.77	0.85	0.65	0.78	0.87	0.64
Empleo	1.01	1.09	0.74	0.87	0.90	0.76	0.72	0.75	0.64	0.63	0.75	0.59

Encuentro evidencia similar utilizando como criterio de comparación el modelo *ARMA* (1,1). Sin embargo, para el caso de las proyecciones a 1 paso, la mayoría de los modelos MIDAS son superados, a diferencia de los modelos BRIDGE, quienes en la mayoría de los casos tiene un mejor desempeño que éste modelo *benchmark*. No obstante lo anterior, los modelos MIDAS-Almon, tienen el mejor desempeño promedio para los horizontes mayores a 1. Esto implica que, para el caso de los indicadores seleccionados, el otorgarle un mayor peso a las observaciones más recientes favorece a los pronósticos del PIB pues la varianza del error de predicción es menor.

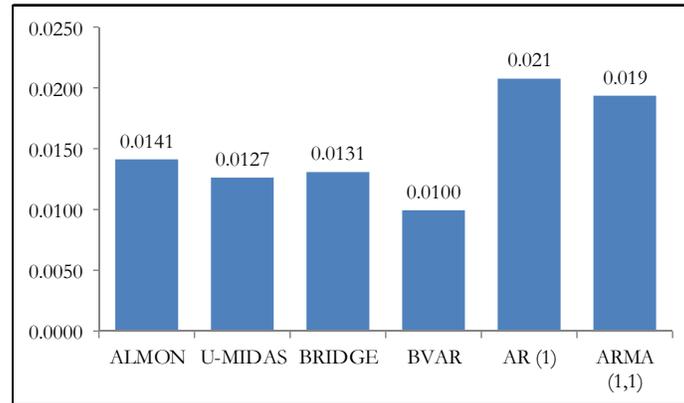
Modelo BVAR

Una de las desventajas de los modelos BRIDGE y MIDAS es que éstos no incorporan las interrelaciones contemporáneas y dinámicas entre los distintos predictores del PIB, las cuales pueden contener información importante para realizar pronósticos de la actividad económica. Por lo tanto, para atender lo anterior, construí un modelo BVAR siguiendo la metodología propuesta por Giannone, Lenza y Primiceri (2012) para la fijación de la distribución *prior* de los coeficientes del modelo.

Los resultados para el modelo BVAR son destacables para las proyecciones realizadas a un paso, reportando la menor RECM en términos globales, es decir, el BVAR supera a todos los modelos BRIDGE y MIDAS para las predicciones del PIB a un trimestre. Este resultado se muestra en la figura 5, la cual compara los mejores modelos entre todas las categorías, es decir, compara aquellos que entregan la menor RECM.

Sin embargo, este resultado no se sostiene para los demás horizontes de proyección, en donde el BVAR tiene un pobre desempeño en comparación con los modelos MIDAS, BRIDGE e inclusive respecto a los modelos *benchmark*. No obstante, para las proyecciones a 1 paso, los resultados muestran que existen importantes ganancias en términos de un menor error de predicción al incorporar las interrelaciones que existen entre los diferentes mercados que integran la economía nicaragüense.

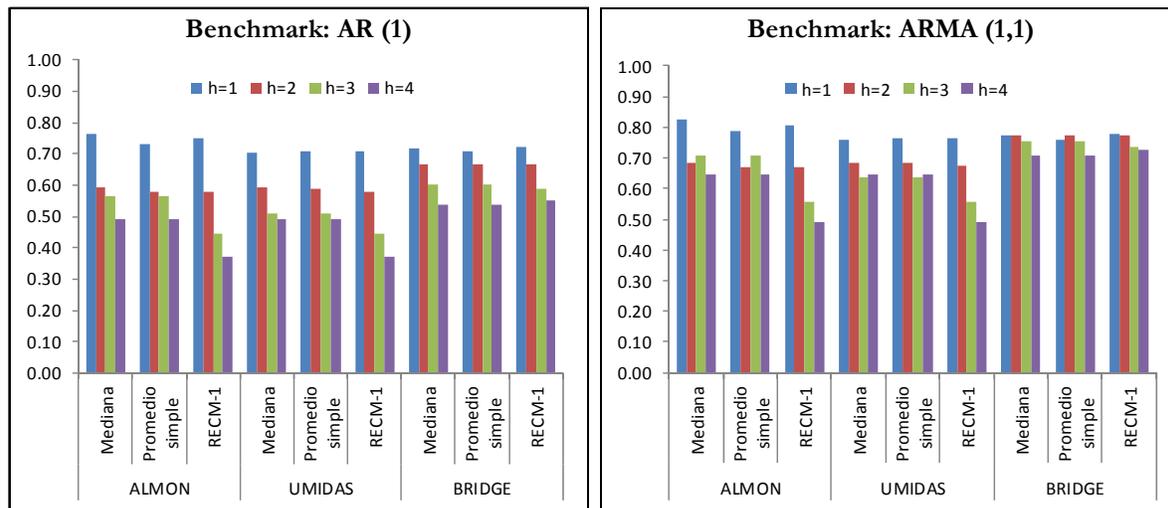
Figura 5: Desempeño del modelo BVAR en proyecciones a 1 paso



Combinación de pronósticos

En esta subsección presento los resultados de las combinaciones de pronósticos, utilizando el criterio definido por la ecuación (11). La figura 6 muestra que el ratio $Crit_j$ de la combinación de pronóstico de todos los indicadores individuales bajo los modelos MIDAS y BRIDGE es menor a 1 para todos los horizontes de proyección considerados. Además, un resultado destacable es que este ratio decrece a medida que aumenta el horizonte de proyección, lo cual se cumple para todas las categorías de modelos.

Figura 6: Desempeño de la combinación de pronósticos



Finalmente, consideré una combinación global de todos los indicadores bajo todas las especificaciones de modelos. Este último ejercicio compara las combinaciones de pronósticos utilizando las tres diferentes clases de modelos (MIDAS-ALMON, U-MIDAS y BRIDGE) respecto a una combinación de estos tres, empleando los tres criterios para la combinación de

pronósticos. La tabla 3 muestra que la combinación global de pronósticos entrega una menor varianza del error de predicción en 16 de los casos, es decir, mejora las proyecciones, respecto a la combinación de modelos individuales en el 44.4 por ciento de los casos. En la mayoría de los casos, cuando se realizan proyecciones a dos trimestres es preferible realizar una combinación global, mientras que para proyecciones a cuatro trimestres es preferible utilizar combinaciones por clase de modelos. Para los horizontes de 1 y 3 trimestres los resultados no son conclusivos.

Tabla 3: Combinación global de pronósticos versus las diferentes clases de modelos

Modelo	Combinación	RECM			
		$b=1$	$b=2$	$b=3$	$b=4$
ALMON	Mediana	0.96	1.01	1.04	1.23
	Promedio simple	0.99	0.96	0.97	1.14
	RECM-1	0.95	0.95	1.21	1.47
UMIDAS	Mediana	1.04	1.01	1.16	1.23
	Promedio simple	1.02	0.95	1.07	1.14
	RECM-1	1.01	0.95	1.22	1.47
BRIDGE	Mediana	1.02	0.89	0.98	1.13
	Promedio simple	1.03	0.84	0.91	1.04
	RECM-1	0.99	0.82	0.92	0.99

■ Casos en los que la combinación global es preferible.

V. Conclusiones

En este documento se construye un esquema de proyecciones de corto plazo para el PIB trimestral de Nicaragua utilizando modelos de frecuencia mixta. Las proyecciones son realizadas en tiempo pseudo-real, incorporando el hecho de que los datos de cuentas nacionales presentan revisiones y son publicados con considerables rezagos de tiempo. El esquema de proyecciones de corto plazo para el PIB puede ser fácilmente extendido para otras variables que sean de alto interés para los hacedores de política y que también presenten retardos de varios meses en su publicación.

El documento muestra, en primer lugar, que para pronosticar el PIB las variables de producción, como el IMAE, la generación de energía y el consumo de combustibles son los mejores predictores del PIB. Sin embargo, existen otras categorías de variables como la de precios y variables financieras que tienen un buen poder predictivo sobre el PIB utilizando modelos de frecuencia mixta. En este sentido, se obtienen estimaciones precisas del PIB trimestral utilizando

indicadores de una mayor frecuencia y que son publicados con retardos relativamente bajos de tiempo.

En segundo lugar, el ejercicio de proyección en tiempo pseudo-real muestra que existen ganancias considerables con la incorporación de nueva información para los pronósticos del PIB trimestral. Esto quiere decir que en la medida que se obtiene nueva información las predicciones del PIB mejorarán, lo cual se ve reflejado en una menor varianza del error de predicción.

En tercer lugar, existen ganancias en el desempeño de las proyecciones cuando se realizan combinaciones de pronósticos. No obstante, los resultados no muestran una clara tendencia hacia utilizar combinaciones por clase de modelos o combinar todos los pronósticos disponibles.

Finalmente, dado que los agentes públicos y privados miran hacia el futuro, las expectativas sobre la actividad económica futura son cruciales en su particular proceso de toma de decisiones. En este sentido, el esquema de proyecciones que se propone en este documento constituye una herramienta de política económica que brindaría proyecciones de una senda de crecimiento de la economía del corto plazo, lo que en definitiva, contribuiría al proceso de formación de expectativas y, por ende, a un proceso de toma de decisiones más eficiente.

VI. Bibliografía

- Abel Rodriguez, G. P. (2010). Mixed frequency models: Bayesian approaches to estimation and prediction. *International Journal of Forecasting*, 293-311.
- Alberto Baffigi, R. G. (2004). Bridge models to forecast the euro area GDP. *International Journal of Forecasting*, 447-460.
- Claudia Foroni, M. M. (2011). U-MIDAS: MIDAS regressions with unrestricted lag polynomials. *Deutsche Bundesbank Discussion Paper*, 1-56.
- Domenico Giannone, M. L. (2012). Prior selection for vector autoregressions. *ECB Working Paper Series*, 1-41.
- Elena Andreou, E. G. (2010). Regression models with mixed sampling frequencies. *Journal of Econometrics* 158, 246-261.
- Elena Andreou, E. G. (2011). Forecasting with mixed-frequency data. *Oxford Handbook of Economic Forecasting*, 225-245.
- Elena Angelini, G. C.-M. (2008). Short-term forecast of Euro Area GDP growth. *Working Paper Series*, 1-31.
- Eric Ghysels, P. S.-C. (2002). The MIDAS touch: Mixed data sampling regression models. *Working Paper, UNC y UCLA*.
- Ghysels, E. (2014). Matlab Toolbox for mixed sampling frequency data. Analysis using MIDAS regression models.
- González, W. (2012). Un gran VAR bayesiano para la economía chilena. *Banco Central de Chile, Documentos de Trabajo*, 1-50.
- Karim Barhoumi, S. B. (2008). Short-term forecasting GDP using large monthly datasets. *ECB Occasional Paper Series*, 1-25.
- Marta Banbura, D. G. (2013). Now-casting and the real-time data flow. *Working paper series*, 1-55.
- Maxime Leboeuf, L. M. (2014). Forecasting short-term real GDP growth in the Euro Area and Japan using Unrestricted MIDAS Regressions. *Bank of Canada Discussion Paper*, 1-32.
- Michelle Armesto, K. E. (2010). Forecasting with mixed frequencies. *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 521-536.

- Thomas Chalaux, C. S. (2014). Short-term indicator models for quarterly GDP growth in the BRIICS. *OECD Economics Department Working Paper*, No. 1109, pp 1-33.
- Timmermann, A. (2006). Forecast combinations. *Handbook of Economic Forecasting*, vol. 1, 136-196.
- Vladimir Kuzin, M. M. (2009). MIDAS vs Mixed-Frequency VAR: now-casting GDP in the Euro Area. *EUI Working Papers*, 1-27.
- Vladimir Kuzin, M. M. (2011). MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the Euro Area. *International Journal of Forecasting*, 529-542.

VII. Anexos

Tabla 4: Variables seleccionadas

Variable	Categoría	Disponibilidad	Rezago (meses)
Precio internacional del café	S. Externo	diario	0
Fed's Funds Rate	S. Externo	diario	0
RIB	Financiero	diario	0
M3	Financiero	diario	0
Crédito agropecuario	Crédito	semanal	0
Crédito personal	Crédito	semanal	0
Crédito comercial	Crédito	semanal	0
Letras BCN	Financiero	semanal	0
Empleo_Hispano	S. Externo	Mensual	1
Inflación Nic	Precios	Mensual	1
Índice de Precio de Commodities FMI (IPC-IMF)	Precios	Mensual	1
IPC-IMF Alimentos	Precios	Mensual	1
IPC-IMF Materiales agrícolas	Precios	Mensual	1
IPC-IMF Energía	Precios	Mensual	1
IPC-IMF Petróleo	Precios	Mensual	1
IPC-IMF Café	Precios	Mensual	1
IPC-IMF Azúcar	Precios	Mensual	1
Tasa activa del SFN	Financiero	Mensual	1
Crédito total	Crédito	Mensual	1
Margen de intermediación	Financiero	Mensual	1
IPI_EEUU	S. Externo	Mensual	1
Remesas	S. Externo	Mensual	1
IMAE	Producción	Mensual	2
Exportaciones	S. Externo	Mensual	2
Importaciones	S. Externo	Mensual	2
Generación de energía	Producción	Mensual	2
Fuel Oil	Producción	Mensual	2
Gasolina	Producción	Mensual	2
Diesel	Producción	Mensual	2
Consumo facturado de energía (riego)	Producción	Mensual	2
Salarios	Empleo	Mensual	2
Trabajo INSS	Empleo	Mensual	2
Desvío de precipitaciones	Producción	A petición ¹	N.A.
PIBT	Producción	Trimestral	3

Fuente: CAD del BCN y FED.

¹ Solicitar a INETER.

Tabla 5: Test ADF (95% de confianza)

Variable	Rezagos				
	0	1	2	3	4
Precio internacional del café	0	0	0	0	0
Fed's Funds Rate	0	0	0	0	0
Liquidez SFN	0	0	0	0	0
RIB	0	0	0	0	0
M3	0	0	0	0	0
Crédito agropecuario	1	1	1	1	1
Crédito personal	1	0	0	0	0
Crédito comercial	1	1	1	1	1
Letras BCN	0	0	0	0	1
Empleo_Hispano	0	0	0	0	0
Inflación	0	0	0	0	0
Indice de Precio de Commodities FMI (IPC-IMF)	0	0	0	0	1
IPC-IMF sin petróleo	0	0	0	0	1
IPC-IMF Alimentos	0	0	0	0	0
IPC-IMF Materiales agrícolas	0	0	0	0	0
IPC-IMF Energía	0	0	0	0	0
IPC-IMF Petróleo	0	0	0	0	1
IPC-IMF Café	0	0	0	0	0
IPC-IMF Azúcar	0	0	0	0	0
IPC-IMF Trigo	0	0	0	0	0
Margen de intermediación	0	0	0	0	0
IPI_EEUU	0	0	0	0	1
Remesas	0	0	0	0	0
IMAE	1	0	0	0	0
Exportaciones	1	0	0	0	0
Importaciones	1	0	0	0	0
Generación de energía	1	1	0	0	0
Fuel Oil	1	0	0	0	1
Gasolina	1	1	1	0	0
Diesel	1	1	1	1	0
Salarios	0	0	0	0	0
Trabajo INSS	0	0	0	0	0
Desvío de precipitaciones	1	1	0	0	0

Nota: 1= No rechazo Ho

0= Rechazo Ho

Figura 7: Evolución de la RECM de las predicciones a dos pasos dentro de un trimestre

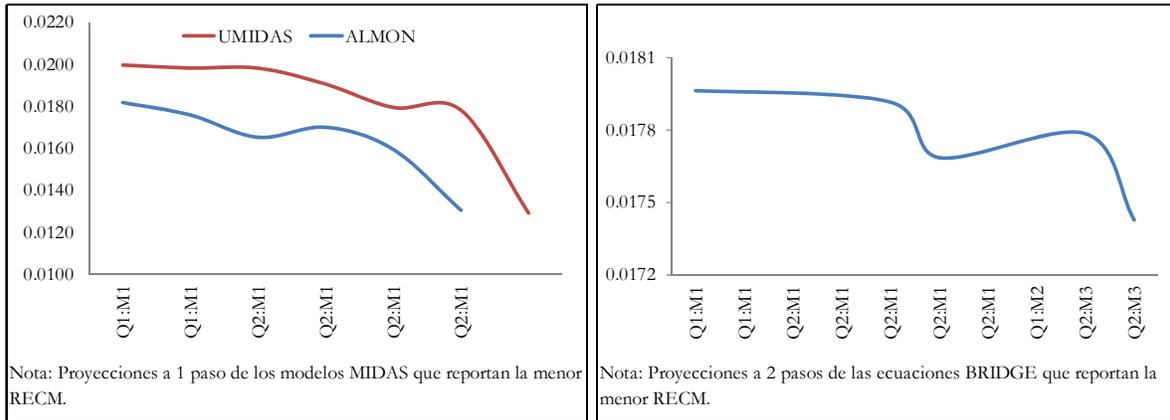


Figura 8: Evolución de la RECM de las predicciones a tres pasos dentro de un trimestre

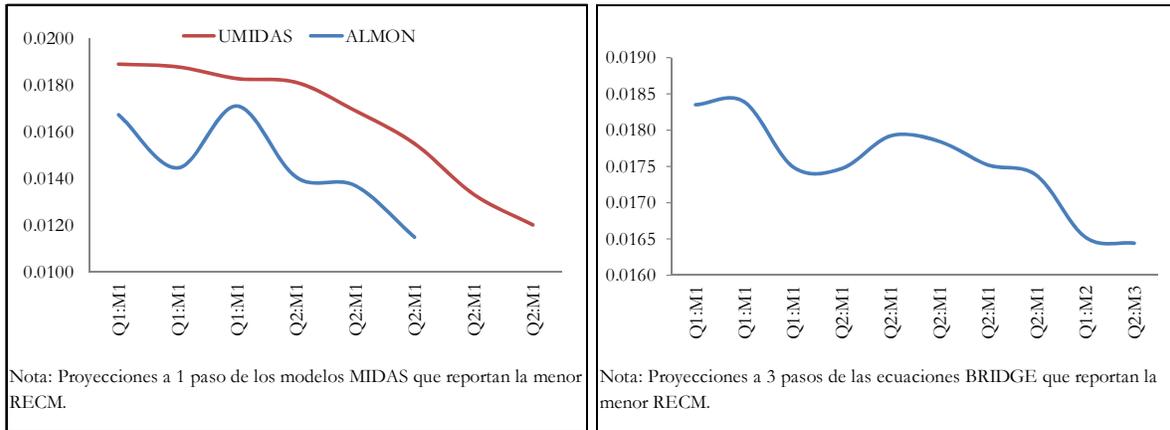


Figura 9: Evolución de la RECM de las predicciones a cuatro pasos dentro de un trimestre

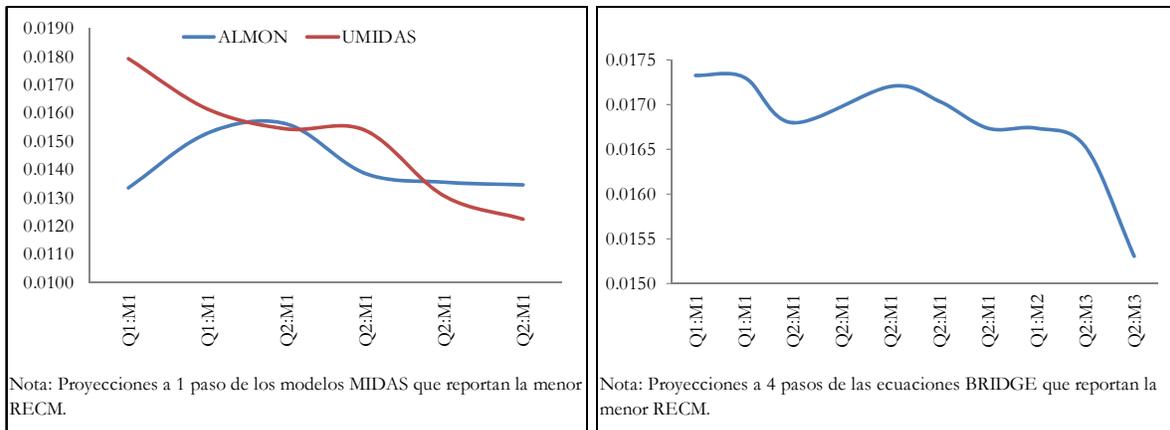


Tabla 6: Ranking de mejores modelos según RECM

Posición	1 PASO			2 PASOS			3 PASOS			4 PASOS		
	ALMON	UMIDAS	BRIDGE	ALMON	UMIDAS	BRIDGE	ALMON	UMIDAS	BRIDGE	ALMON	UMIDAS	BRIDGE
1	Letras	Dies	M	wheat	wheat	M	agric	agric	L	IPI EU	agric	Letras
2	IPI EU	agric	Letras	agric	IPI EU	Precip	IPI EU	wheat	M	M3	IPI EU	oil
3	wheat	IPI EU	L	Letras	Precip	Letras	wheat	IPI EU	sugar	wheat	wheat	energ
4	M3	wheat	liq	margen	agric	pi	food	food	Pers	agric	IMAE	price
5	Dies	M3	agric	IPI EU	sugar	Dies	M3	Precip	Letras	food	Dies	L
6	margen	sugar	margen	food	IMAE	oil	café	sugar	oil	Dies	food	café
7	café	Letras	IPI EU	M3	food	liq	Letras	IMAE	energ	Rem	coffee	sugar
8	agric	coffee	café	café	Dies	L	IMAE	price	pi	IMAE	Rem	margen
9	Precip	energ	oil	IMAE	price	energ	margen	pi	café	Letras	sugar	pi
10	Rem	food	energ	Dies	liq	agric	Dies	nooil	Agro	coffee	Precip	Precip

Tabla 7: Desempeño del modelo BVAR

Modelo	AR(1)				ARMA(1,1)			
	h=1	h=2	h=3	h=4	h=1	h=2	h=3	h=4
ALMON	0.6773	0.4686	0.3595	0.3792	0.7290	0.5438	0.4498	0.4997
U-MIDAS	0.6079	0.4638	0.3760	0.3572	0.6543	0.5383	0.4705	0.4707
BRIDGE	0.6305	0.6263	0.5149	0.4407	0.6787	0.7269	0.6443	0.5807
BVAR	0.4781	1.1957	1.2403	1.2293	0.5146	1.3878	1.5520	1.6198