

DOCUMENTOS DE TRABAJO

ISSN 2409-1863

DT 065-Noviembre 2018

Banco Central de Nicaragua

Evaluación de combinaciones de inflación en Nicaragua (NICA): Un método eficiente para combinar pronósticos

Carlos E. Castillo-Maldonado y Edson R. Ortiz-Cardona



Banco Central de Nicaragua
Emitiendo confianza y estabilidad



Banco Central de Nicaragua

Evaluación de combinaciones de inflación en Nicaragua (NICA): Un método eficiente para combinar pronósticos

Carlos E. Castillo-Maldonado y Edson R. Ortiz-Cardona

DT-065-2018

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/>

Evaluación de combinaciones de inflación en Nicaragua (NICA): Un método eficiente para combinar pronósticos^{1/}

Carlos E. Castillo-Maldonado y Edson R. Ortiz-Cardona

Resumen

En el presente documento se describe el desarrollo, evaluación y resultados del algoritmo denominado NICA, el cual fue construido para generar pronósticos de inflación eficientes para Nicaragua. Este procedimiento construye diversos modelos para proyectar inflación y genera pesos específicos para cada pronóstico en base a su precisión histórica, para diferentes horizontes de proyección. Asimismo, considera un procedimiento endógeno de selección de pronósticos a combinar, basado en las distribuciones estadísticas de los pesos de cada modelo. Los pronósticos de inflación se basan en modelos ARMA, OLS, SWLS, VAR y VEC, utilizando información trimestral para el período comprendido entre 2001Q4 y 2017Q1. Los resultados obtenidos indican que los pronósticos de inflación derivados del algoritmo NICA son más precisos que los obtenidos por otros métodos comunes de combinación de pronósticos que existen actualmente en la literatura.

Palabras clave: Nicaragua, Combinación de pronósticos, Inflación.

Códigos de clasificación JEL: C5, C6.

1/ Los autores pertenecen al Departamento de Investigaciones Económicas del Banco de Guatemala. Para comentarios comunicarse a los correos: cecm@banguat.gob.gt y eroc@banguat.gob.gt.

1. Introducción

Combinar pronósticos de diferentes fuentes para obtener una proyección más eficiente es un método utilizado en múltiples disciplinas (Clemen, 1989). A partir de los trabajos seminales de Reid (1968 y 1969) y de Bates y Granger (1969), la combinación de pronósticos se ha convertido en una herramienta comúnmente utilizada en la investigación académica, en las empresas privadas, así como en las entidades del sector público, para mejorar el grado de precisión de sus proyecciones. En particular, los bancos centrales han realizado investigaciones sobre el tema y desarrollado procedimientos internos basados en la combinación de pronósticos para proporcionar una mejor intuición sobre las fluctuaciones esperadas de corto plazo de las principales variables que influyen en las acciones de política monetaria, particularmente en los pronósticos de inflación (Kapetanios et al., 2005 y 2008; Adolfson et al., 2007; Coletti & Murchison, 2002; Samuels & Sekkel, 2013; Bjornland et al., 2012; Aiolfi, Capistran & Timmermann, 2010; González, 2010; Bello, 2009; y Hubrich y Skudelny, 2016).

No obstante, el uso generalizado de este método, la razón intrínseca del por qué la combinación de pronósticos de diversos modelos proporciona una estimación más precisa que la proyección obtenida del mejor modelo de pronóstico, sigue siendo un enigma. Sin embargo, algunas justificaciones indican que este método: i) proporciona un seguro en contra de inadecuadas especificaciones o de sesgos por variables omitidas en modelos (Baumeister, et al., 2015; Bjornland et al., 2012); ii) es una estrategia útil para asegurarse contra cambios estructurales en los datos (Hendry & Clements, 2004; Diebold & Pauly, 1987; Makridakis, 1989); iii) es una aproximación razonable para proyectar relaciones no lineales existentes de manera implícita entre variables (Pesaran & Timmermann, 2007; Marcellino, 2004; Hubrich & Skudelny, 2016); y iv) por simple diversificación del riesgo (Bates & Granger, 1969).

Adicionalmente, a pesar de sus reconocidas ventajas, no existe un consenso sobre el mejor método para combinar pronósticos. En este sentido, Samuels y Sekkel (2013) indican que el método a elegir tiene que tomar en consideración, de manera simultánea, dos aspectos interrelacionados:

i) un esquema de pesos; y ii) un proceso de preselección de pronósticos a combinar (también conocido como “recorte” o “*trimming*”). En relación al primer aspecto, Timmerman (2010) proporciona un resumen completo de los métodos más recientes utilizados para combinar pronósticos e indica que los dos métodos más utilizados para tal efecto, derivado de su simplicidad de cálculo y de la intuición que proporcionan, son: a) la estimación de pesos para cada modelo de pronóstico en función de la precisión promedio histórica de los mismos para proyectar una variable; b) el otorgamiento del mismo peso para cada modelo de pronóstico. Con relación al segundo aspecto, los métodos para preseleccionar los pronósticos a combinar pueden ser clasificados en exógenos y endógenos. La primera categoría comprende aquellos métodos que quedan a discreción del seleccionador de pronósticos a combinar i.e. los 10 mejores; el 25% del total, etc. La segunda categoría comprende aquellos métodos que utilizan alguna técnica específica para seleccionar los mejores modelos de pronóstico. En la práctica es difícil determinar que categoría de preselección de pronósticos es la mejor, ya que existen resultados mixtos. Mientras que algunos estudios indica que la preselección o reducción estricta de pronósticos, también conocido como “*hard trimming*” proporciona mejores estimaciones (Makridakis & Winkler, 1983), algunos otros estudios indican que es mejor no llevar a cabo ningún recorte preliminar; este enfoque es denominado sabiduría de las masas o “*crowd wisdom*” (Stock & Watson, 2002).

En este documento se pretende contribuir a la literatura sobre combinación de pronósticos por medio de la aplicación y comparación de diferentes métodos de combinación de pronósticos para obtener estimaciones robustas de la inflación de Nicaragua. En particular, desarrollamos un algoritmo denominado Evaluación de Combinaciones de Pronósticos de Inflación en Nicaragua, ECPI-NICA, de aquí en adelante NICA^{2/}, el cual consiste en un sistema que genera pesos para cada modelo de pronóstico en función de la precisión promedio histórica de los mismos en cada período del horizonte de proyección. En particular, se construyen distribuciones estadísticas de pesos para cada período a proyectar, con base en estimaciones efectuadas por medio de ventanas móviles, seleccionando solamente aquellos pronósticos

2/ NICA es el acrónimo de *Nicaraguan Inflation Combination Assessment*, título original del documento en idioma inglés.

cuyos pesos se sitúan en el lado derecho de dichas distribuciones; es decir, aquellos que tienen un grado de significancia igual o inferior a 5%.

La combinación de resultados generados por este método se compara con el procedimiento de combinar pronósticos utilizando pesos similares para todos los modelos independientemente del horizonte de proyección, así como con el método que selecciona el mejor modelo de pronóstico para cada horizonte de proyección. Los pronósticos de inflación se generan por medio de cinco modelos: ARIMA, OLS, SWLS, VAR y VEC, los cuales se estiman utilizando información trimestral para el período 2001Q4-2017Q1. Adicionalmente, para efectos de la estimación y generación de pronósticos por medio de estos modelos, se consideran cuatro fundamentos de la inflación de Nicaragua: la inflación de EEUU, la oferta monetaria interna, el crédito bancario al sector privado en Nicaragua, y el tipo de cambio del Córdoba respecto del dólar norteamericano. Por lo tanto, utilizando diferentes combinaciones de variables con distintos rezagos, se pudo llegar a construir un total de 309 modelos y pronósticos de inflación para combinar.

Los resultados obtenidos favorecen el uso del algoritmo NICA sobre los otros dos esquemas utilizados como referencia. En este sentido, se recomienda incorporar el algoritmo NICA como complemento del conjunto de herramientas utilizado por el Banco Central de Nicaragua para generar los pronósticos macroeconómicos que sirven de base para la toma de decisiones de política monetaria. El documento se organiza de la siguiente manera: La sección 2 describe el método de combinación de pronósticos del algoritmo NICA; la sección 3 describe el conjunto de modelos de pronóstico y la base de datos empleada; la sección 4 presenta los resultados del análisis empírico; y la sección 5 presenta las conclusiones del estudio.

2. Combinación de pronósticos

En esta sección se describe el método para combinar pronósticos utilizados en el análisis empírico y su comparación con otros criterios para combinar pronósticos.

2.1 Método de combinación

Cualquier método para combinar pronósticos tiene que tomar en cuenta, de manera simultánea, dos aspectos interrelacionados (Samuels & Sekkel, 2013): i) un sistema de ponderación; y ii) un proceso de preselección de los pronósticos a combinar. Con respecto al primer aspecto, diversos esquemas para ponderar pronósticos han sido propuestos por diversos autores, partiendo con el descrito en el trabajo original de Bates & Granger (1969). Si bien algunos métodos son más complejos que otros, los más comunes son: i) los pesos estimados en función de la precisión promedio histórica de cada modelo de pronóstico para proyectar una variable (Granger & Newbold, 1974; Stock & Watson, 2002); ii) el otorgamiento del mismo peso para cada modelo de pronóstico (Stock & Watson, 2004); iii) la estimación de pesos por mínimos cuadrados (Granger & Ramanathan, 1984); y iv) la estimación de pesos por el Método Generalizado de Momentos (Elliot & Timmermann, 2004), sólo por citar algunos de ellos. Los dos primeros métodos mencionados son los más utilizados debido a la simplicidad de su cálculo y a la intuición que proporcionan. Ambos métodos son también utilizados como referencia en el análisis empírico, cuyos resultados se presentan más adelante. El más completo y reciente compendio de métodos de combinación de pronósticos en la literatura económica se encuentra en Timmermann (2010).

El segundo aspecto, el cual se encuentra interrelacionado con el anterior, se refiere al número y a los tipos de pronósticos a combinar. ¿Deberíamos combinar todos los pronósticos disponibles? O ¿deberíamos seleccionar entre ellos y solamente combinar los más eficientes? Y de ser así, ¿cómo procedemos al respecto? La literatura económica clasifica la preselección de pronósticos en dos categorías principales: exógenos (o predeterminados) y endógenos (autoseleccionados en base a un criterio específico). La preselección exógena de pronósticos es un procedimiento donde el número de pronósticos a combinar (independientemente del método utilizado) se encuentra en función de un criterio previamente establecido por el investigador. Por ejemplo, utilizar solamente 5 modelos o el 5% de ellos, en función del valor estimado del estadístico R cuadrado de cada modelo. Por su parte, la preselección endógena consiste en un procedimiento de

selección donde el número de pronósticos a ser combinados dependerá de un proceso de autoselección en función de la eficiencia de cada pronóstico (usualmente en base al criterio del error cuadrático medio, MSE). En la práctica, la utilización de procedimientos de preselección de pronósticos ha generado resultados mixtos. Por un lado, ciertos estudios establecen que los procedimientos de preselección proporcionan resultados más eficientes (Makridakis y Winkler, 1983)^{3/}, mientras que otros estudios argumentan a favor de lo que denominan “la sabiduría de las masas”, es decir, utilizar todos los modelos disponibles sin llevar a cabo ningún proceso de preselección ya que cada pronóstico proporciona una contribución marginal positiva (Stock & Watson, 2002).

El método empleado en el análisis empírico del presente documento se basa en la eficiencia histórica de cada modelo para proyectar ocho trimestres hacia adelante^{4/}. Estamos interesados en un horizonte de esta magnitud debido a que la definición de pronósticos de corto plazo que establecen los bancos centrales abarca un período de hasta 2 años. El análisis empírico se basó en el algoritmo NICA, el cual es un método de cinco pasos para construir un esquema de pesos para combinar modelos de pronóstico que incluye un procedimiento de preselección endógena de pronósticos. En el anexo de este documento se presenta una derivación detallada de este algoritmo. El primer paso consiste en llevar a cabo estimaciones de ventanas móviles para cada uno de los K diferentes tipos de modelos considerados en este estudio (ARMA, OLS, SWLS, VAR, y VEC) y, en base a las mismas, generar pronósticos intra-muestra de cada modelo para cada uno de los períodos $S+h$ que comprende el horizonte de pronóstico. El segundo paso consiste en calcular pesos para cada pronóstico, $q_{S+h,k}^w$ en cada una de las ventanas móviles estimadas, donde dichos pesos se definen como la razón del inverso del error de pronóstico del modelo k en términos absolutos, $\hat{f}_{S+h,k}^w$, con respecto de la sumatoria agregada de dicho valor

3/ Makridakis y Winkler (1983) argumentan que existe un beneficio marginal decreciente derivado de agregar pronósticos al conjunto de combinaciones, y que dicho beneficio marginal disminuye significativamente después de haber considerado de cinco a ocho pronósticos.

4/ Se entiende por eficiencia histórica, a la precisión de cada modelo para generar pronósticos intra-muestra de la inflación de Nicaragua.

para todos los modelos K , $\hat{F}I_{S+h}^w$ ($\hat{F}I_{S+h}^w = \sum_{k=1}^K \hat{f}t_{S+h,k}^w$)^{5/}. El tercer paso consiste en calcular el peso promedio de cada modelo k para cada período proyectado en cada ventana móvil w , $\hat{q}_{t,k}$. En el cuarto paso se calcula la media y la desviación estándar de los pesos promedio para cada período $S+h$ del horizonte de pronóstico. Posteriormente, se lleva a cabo el proceso de preselección de modelos a combinar, seleccionando aquellos modelos cuyo peso promedio se sitúa por arriba de dos desviaciones estándar de la media. Luego, se renormalizan los pesos de los modelos seleccionados, de tal forma que la sumatoria de los mismos sea igual a uno. Bajo este criterio, el conjunto de modelos a combinar es aquel cuyo desempeño es estadísticamente significativo al 95% de confianza. Es importante mencionar que el conjunto final de modelos a combinar, así como el mejor modelo de pronóstico resultante podrían variar en función del número de períodos intra-muestra proyectados^{6/}. El quinto y último paso consiste en multiplicar el peso promedio final de cada modelo para cada horizonte de pronóstico, $\hat{Q}_{S+h,k}^n$, por el pronóstico fuera de muestra generado por el mismo modelo, $\hat{Y}_{N+h,k}$. La trayectoria de pronóstico resultante de este proceso es a la que denominamos NICA.

Adicionalmente, para medir la confiabilidad de NICA, comparamos la Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) con aquellos resultantes de dos métodos de combinación de pronósticos difíciles de superar en la práctica: i) combinación de pronósticos utilizando pesos iguales para cada modelo; y ii) pronósticos derivados del mejor modelo para proyectar cada horizonte de proyección. Este criterio de comparación se presenta a continuación.

5/ El tamaño de las ventanas móviles depende de la disponibilidad de datos. En éste caso, se han considerado ventanas de 35 observaciones (alrededor de 9 años) debido a que las series de tiempo de Nicaragua son relativamente cortas (existe información trimestral en la mayor parte de variables a partir de 2002). Sin embargo, como se describe en la sección 4, llevamos a cabo análisis de sensibilidad en nuestros resultados utilizando diferentes tamaños de ventanas y encontramos que nuestros resultados son robustos al tamaño de las mismas.

6/ Ello porque el peso promedio de cada modelo podría verse alterado al incrementar el número de períodos a proyectar intra-muestra.

2.2. Comparación de criterios alternos para combinar pronósticos

Los beneficios por precisión que se obtienen de un método de combinación de pronósticos se ilustran al comparar la RMSE o errores de pronóstico (FE) de sus proyecciones, con los estimados por medio de uno o más métodos alternos de combinación. Sin embargo, cuando las comparaciones de ambos estimadores se llevan a cabo de manera independiente, podría ocurrir que las conclusiones obtenidas al comparar los RMSE de dos o más métodos difieran de las conclusiones que se obtienen al comparar los respectivos FE. Considere el ejemplo que se ilustra en el Cuadro 1, donde los pronósticos de inflación de cuatro diferentes modelos (A, B, C y D) se combinan para proyectar la variable en referencia para el período T+1. A cada pronóstico se le asignan dos pesos, el primero de conformidad con un esquema de pesos iguales para cada modelo (EW) y el segundo de conformidad con un criterio alerno y desconocido (OW). Ambos métodos se comparan para determinar el método de combinación de pronósticos de inflación más eficiente (más preciso). La columna 2 del Panel (a) describe los FE generados por cada modelo; las columnas 3 y 4 presentan los pesos asignados para cada pronóstico de conformidad con ambos criterios; las columnas 5 y 6 describen los cálculos requeridos para obtener los FE combinados según cada método; mientras que las columnas 7 y 8 presentan los cálculos requeridos para obtener los RMSE por ambos métodos.

Tabla 1. Comparación de los criterios de la combinación de pronósticos

(a)							
1	2	3	4	5	6	7	8
MODELO	FE	EW	OW	FE*EW	FE*OW	$(FE)^2$ *EW	$(FE)^2$ *OW
A	0.16	0.25	1	0.040	0.160	0.006	0.026
B	-0.10	0.25	0	-0.025	0.000	0.003	0.000
C	0.50	0.25	0	0.125	0.000	0.063	0.000
D	-0.04	0.25	0	-0.010	0.000	0.000	0.000
TOTAL				0.130	0.160	0.072	0.026

(b)			
ESTADÍSTICO	OW/EW	Método EW	Método OW
ABS(FE)		0.130	0.160
RMSE		0.268	0.160
Relación FE (OW/EW)	1.231		
Relación RMSE (OW/EW)	0.597		
Z = ABS(FE)*RMSE		0.035	0.026
Ganancia de Eficiencia (OW/EW)	26.5		

FE : Error de Pronóstico; EW: Método de Pesos Iguales; OW: Método alternativo de Ponderación;
RMSE: Raíz del Error Cuadrático Medio.

Fuente : Elaboración propia.

El Panel (b) de la Tabla 1 presenta los resultados obtenidos. Las primeras dos filas ilustran, para el período T+1, el valor absoluto de los errores de pronóstico, ABS(FE), y el estadístico RMSE, respectivamente, por cada método de combinación. Las siguientes dos filas describen las razones (OW/EW) para ambos estadísticos. En cada caso, una razón inferior a uno implica que el método de combinación OW produce resultados más precisos que el método EW. De igual manera, una razón mayor que la unidad permite concluir que el método de combinación de pronósticos EW es más eficiente que el método OW. Cuando ambas razones proporcionan una misma señal (ambas son mayores o menores que uno) podemos concluir con certeza que un método es mejor o peor que el otro. Si ambas razones proporcionan una señal distinta (una razón es mayor a uno, mientras que la otra es menor a uno) la conclusión obtenida es ambigua^{7/}. Este es exactamente el ejemplo

7/ El mismo resultado intuitivo se obtiene si se calculan diferencias absolutas o relativas entre ambos indicadores.

que se ilustra en este caso. La razón (OW/EW) es mayor que uno (1.231) para el caso del estadístico FE, lo cual indica que los errores de pronóstico son menores cuando se utiliza el método EW. Sin embargo, dicha razón es menor que uno (0.597) en el caso del estadístico RMSE, lo cual sugiere una mejor eficiencia (precisión) cuando se utiliza el método OW.

Para evitar este tipo de conclusión ambigua, proponemos un estadístico alternativo denominado Z (ver las últimas dos filas del Cuadro 1), el cual resulta del producto de los estadísticos ABS(FE) y RMSE. Por consiguiente, el valor inferior indica el método más eficiente (en este caso el método OW)^{8/}. Adicionalmente es posible estimar los beneficios por precisión que resultan del método seleccionado (26.5%), los cuales equivalen a la diferencia porcentual entre los dos valores de Z calculados (0.026 vs 0.035) para cada criterio. El método propuesto para comparar distintas técnicas de combinación de pronósticos, es de mayor utilidad cuando el horizonte es más extenso. En este caso, para cada método, se obtendrían distintos valores de Z para cada período proyectado. Por lo tanto, se propone sumar dichos valores y comparar las sumatorias acumuladas de los estadísticos Z. Dicha comparación producirá una conclusión más robusta sobre el método más eficiente para combinar pronósticos. Asimismo, los beneficios por precisión se obtendrían al calcular la variación porcentual de las sumatorias acumuladas mencionadas. Este tipo de comparación se ilustra en los Cuadros 3-5 de la siguiente sección.

8/ Pruebas de hipótesis pueden llevarse a cabo bajo este escenario. En particular, podría establecerse una hipótesis nula, H_0 , que afirme que la diferencia entre ambos valores de Z no son distintos de cero. No tenemos conocimiento sobre alguna distribución estadística identificada para el estadístico Z; ello podría ser sujeto a una futura investigación. No obstante, argumentaremos en este estudio que la conclusión deberá fundamentarse en el valor inferior de dicho estadístico.

3. Modelos de pronósticos y datos

3.1 Modelos

Para proceder con la combinación de pronósticos, generamos un conjunto de modelos para proyectar la inflación de Nicaragua. En particular, empleamos 5 tipos de modelos: ARMA (p, q), Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS), Mínimos Cuadrados Eficientes (SWLS), Vectores Autorregresivos (VAR) y modelos de Vectores de Corrección de Error (VEC). Se estimaron los modelos con diferentes rezagos y combinaciones de variables para cada uno de ellos. Todas las variables fueron transformadas a sus representaciones logarítmicas, y fueron estimadas mediante ventanas móviles. La Tabla 2 describe el número de modelos estimados, el período de información disponible para la estimación, así como el tamaño de la ventana para generar los resultados. A continuación se realiza una breve descripción de las estimaciones empíricas desarrolladas en cada uno de los diferentes tipos de modelos.

3.1.1. Modelos Autorregresivos de Medias Móviles (ARMA)

Los modelos ARMA(p, q) son representaciones univariadas que expresan una variable (y_t) como una función de sus propios rezagos (p), y los rezagos (q) del término estocástico (ε_t). Sea $\Omega_{\text{ARMA}} = \text{ARMA}(1,0), \text{ARMA}(2,0), \dots, \text{ARMA}(p,0), \text{ARMA}(1,1), \dots, \text{ARMA}(p,q)$, el conjunto de los modelos estimados. En ese sentido, el número total de modelos contenido en este conjunto es igual a $\Omega_{\text{ARMA}} = 2p(1+q)$. Consideremos $p = 13$, y $q = 8$. Por tanto, Ω_{ARMA} está compuesto de 234 modelos^{9/}.

3.1.2. Modelos de Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS)

Los modelos OLS que empleamos son representaciones clásicas econométricas de variables en función de sus valores pasados, y uno o más variables independientes y sus rezagos. Asumamos que Ω_{OLS} es el

9/ El valor de p y q fueron los máximos posibles, condicionados a la información disponible.

conjunto de todos los modelos OLS estimados, el cual contiene todas las posibles combinaciones de modelos multivariantes, junto con todas las posibles combinaciones de rezagos. En este caso, el número total de modelos OLS contenidos en Ω_{OLS} es igual a $5p_0 + 4p_1 + 6p_2 + 4p_3 + p_4$. El subíndice “ i ” en la expresión del rezago p_i denota el número de fundamentos de la inflación consideradas en la estimación. Por ejemplo, p_2 denota una expresión en los modelos OLS en la cual el Índice de Precios al Consumidor de Nicaragua fue estimado usando su propio rezago(s) y dos de sus fundamentales. Si $p_0 = 2; y p_1 = p_2 = p_3 = p_4 = 1$, esto implica que Ω_{OLS} contiene 25 ($=10+4+6+4+1$) modelos^{10/}.

Tabla 2. Rango de datos y conjunto de modelos

Rango de Datos	Tamaño de la muestra	Conjunto de Modelos (Ω)					
		Ω_{ARMA}	Ω_{OLS}	Ω_{SWLS}	Ω_{VAR}	Ω_{VEC}	Ω_{TOTAL}
2001Q4-2017Q1	35	234	25	20	15	15	309

Fuente: Elaboración propia.

3.1.3. Modelo de Mínimos Cuadrados Eficientes (SWLS)

Los modelos de SWLS son un algoritmo iterativo propuesto por Efraymson (1960) para obtener automáticamente los mejores ajustes de regresiones OLS^{11/}. Cada representación del modelo es idéntica a los vistos en la sección previa, pero los resultados finales difieren, ya que el algoritmo de los modelos SWLS fue construido para seleccionar aquellos regresores cuyo p -value fuese menor o igual a 0.05. Sea $p_0 = p_1 = p_2 = p_3 = p_4 = 1$. Por tanto, esto implica que Ω_{SWLS} contiene 20 ($=5+4+6+4+1$) modelos.

10/ Realizamos ejercicios (no reportados) con valores de rezagos mayores para cada uno de los fundamentos, pero no aportaron significativamente en los resultados finales. Este fue el caso también del resto de modelos presentados en esta sección.

11/ Derksen y Keselman (1992) y Burnham y Anderson (1998), proveen una descripción del algoritmo y describen algunas ventajas y desventajas de este método.

3.1.4. Modelos de Vectores Autorregresivos (VAR)

Los modelos VAR sin restricciones son sistemas de ecuaciones que expresan cada variable como función de sus propios valores, y el rezago de las otras variables del sistema. Se estimaron todas las combinaciones de dos a cinco variables (IPC doméstico y sus cuatro fundamentos) y diferentes rezagos. El conjunto de todos los modelos VAR estimados, Ω_{VAR} , contiene $4p_2 + 6p_3 + 4p_4 + p_5$ modelos. Como se indicó anteriormente, el subíndice en la expresión de rezagos denota el número de fundamentales de la inflación, incluidos en cada modelo VAR. Si $p_2 = p_3 = p_4 = p_5 = 1$, esto implica que Ω_{VAR} está compuesto de 15(=4+6+4+1) modelos (ver Tabla 2).

3.1.5. Modelos de Vector de Corrección de Error (VEC)

Se estiman modelos VEC de equilibrio para generar una relación de cointegración mediante el procedimiento de Johansen. Como en el caso previo, se estimaron combinaciones para todas las variables y rezagos posibles. En consecuencia, el número de rezagos considerados en la estimación de cada modelo VEC es la misma que en el caso VAR. Por tanto, Ω_{VEC} , está integrado por 15 modelos.

3.1.6. Datos

La inflación de Nicaragua fue estimada y pronosticada basado en los modelos descritos con anterioridad, usando datos trimestrales de 2001Q4 a 2017Q1^{12/}. El conjunto de datos fue obtenido de la página web del Banco Central de Nicaragua, e incluye información para cuatro variables identificadas como fundamentales: i) Inflación de Estados Unidos de América (EE.UU.); ii) Tipo de cambio nominal Córdobas-US Dólares (C/US\$); iii) Oferta Monetaria Real; y iv) Crédito Bancario Real. EE.UU. representa el principal socio comercial de Nicaragua. Por lo tanto, las fluctuaciones de precios en esta economía, conjuntamente con las variaciones en C/US\$ son transferidas a los precios domésticos de forma rápida y casi

12/ Los datos inician a partir de 2001Q4 debido a que no fue posible encontrar información para todas las series en un período más amplio.

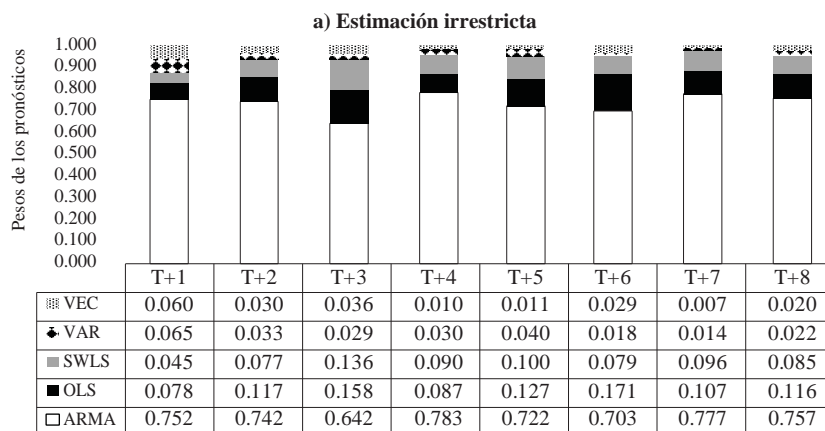
completa (Treminio, 2014). Más aún, los cambios en la oferta monetaria doméstica y crédito bancario afectan la inflación interna indirectamente, a través de sus efectos sobre el Producto Interno Bruto (PIB)^{13/}. Siguiendo a Clements y Hendry (1999), los datos no fueron desestacionalizados ni se eliminó su tendencia con el objetivo de no sustraer información relevante en el pronóstico. Esta es la razón por la cual se estimaron modelos ARMA en lugar de modelos ARIMA. Finalmente, para fines empíricos todas las variables fueron transformadas a su representación logarítmica. Los resultados obtenidos se describen en la siguiente sección.

4. Resultados

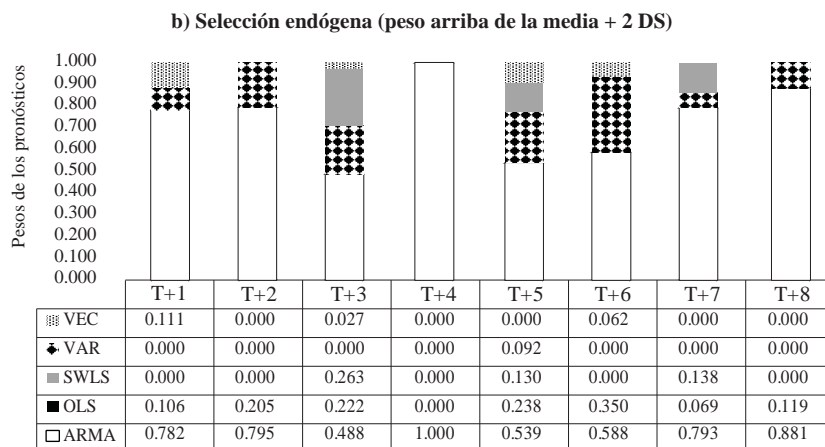
Nuestros principales resultados se presentan en esta sección. Primero, se presentan los modelos con mejor desempeño de acuerdo a pronósticos intra-muestra. Posteriormente, las ganancias de la exactitud de pronósticos derivadas del algoritmo NICA son comparadas respecto a los parámetros empleados para contrastar nuestros resultados. Finalmente, describimos los resultados de un análisis de sensibilidad bajo diferentes tamaños de ventana para regresiones móviles^{14/}.

13/ Es importante mencionar que empleamos la masa monetaria y el crédito como proxy del PIB de Nicaragua, ya que las series trimestrales para dichas variables no se encontraban disponibles para el período completo en consideración.

14/ Nuestro análisis empírico y los resultados se basaron en programas desarrollados en Eviews. Dichos programas están disponibles cuando sea requerido con la finalidad de replicar nuestros resultados. Adicionalmente, se pueden brindar algunas sugerencias por parte de los autores en dado caso NICA sea implementada como una herramienta complementaria del Banco Central de Nicaragua.

Gráfico 1. Composición de los pesos de los modelos

Fuente: Elaboración propia.



Fuente: Elaboración propia.

4.1. Pronósticos con mejor desempeño

El Gráfico 1 muestra la ponderación de los pronósticos agrupados por tipo de modelo (ARMA, OLS, SWLS, VAR, VEC). El Panel (a) muestra los resultados de una estimación irrestricta (muestra completa), mientras el Panel (b) presenta los resultados a partir de un método de exclusión endógeno, donde la combinación final de los pronósticos fue realizada con aquellos pronósticos cuyo peso estuviese dentro de dos desviaciones estándar por arriba de la media, para cada horizonte de pronóstico (de

T+1 a T+8). Ambas gráficas muestran los tipos de modelos ordenados por su desempeño, es decir, por la suma acumulada de los pesos en el pronóstico. A partir de la estimación irrestricta encontramos que los pronósticos de inflación de los modelos ARMA son más eficientes que los restantes para cada período proyectado, ya que la suma acumulada de los pesos se encuentra entre el 64.2% y 78.3%. Asimismo, la importancia de los pronósticos de los modelos OLS y SWLS, es muy similar con valores entre 4.5% a 17.1%. Los pronósticos de los modelos VAR y VEC tienen una importancia menor, ya que la suma acumulada de pesos no sobrepasa el 6.5% (en T+1). Sin embargo, tales resultados podrían también estar afectados por el número de modelos empleados para generar pronósticos, en el primer caso. En ese sentido, cuando la muestra se reduce para considerar únicamente los mejores modelos (aquellos cuyos pesos se encuentran por arriba de dos desviaciones estándar de la media), encontramos que los modelos con mejor desempeño se encuentran en el mismo orden como se encuentra descrito arriba (ver Panel b). En particular, los pesos de los pronósticos para los modelos ARMA representan en promedio cerca del 73% del total. Por otra parte, el promedio de la suma acumulada de los pesos para los modelos OLS fue cerca del 17%, mientras la suma de los pesos para los restantes modelos representa cerca del 10%^{15/}.

4.2. Ganancia en la eficiencia de los pronósticos

Nuestros resultados principales se observan en la Tabla 3. El Panel (a) y (b) describen los valores Z para el algoritmo NICA, así como para ambos métodos de comparación utilizados como parámetros: los pesos iguales (EW) y el criterio de los mejores modelos (T). Los resultados presentados en el Panel (a) incluye los 309 modelos de pronóstico estimados, mientras los resultados en el Panel (b) incluyen sólo aquellos modelos con el mejor desempeño. La suma acumulada para los valores Z fue evaluada para un horizonte de corto plazo (T+1 a T+2), un horizonte intermedio (T+1 a T+4) y para la trayectoria de pronóstico completa (T+1 a T+8). En ese sentido, se pueden extraer dos conclusiones principales. Primero, acorde tanto con las estimaciones irrestrictas como con la selección endógena, NICA es

15/ La única excepción es en T+8, donde los modelos de SWLS representaron el 29.3% del total.

el algoritmo más eficiente de combinación de pronósticos de la inflación nicaragüense.

Tabla 3. Resultados de la combinación de pronósticos

(a) Estimación Irrestricada

PERÍODO PRONOSTICADO	Z(NICA)	Z(EW)	Z(T)
T + 1	0.156	0.188	1.118
T + 2	0.272	0.330	0.462
T + 3	0.413	0.513	2.879
T + 4	0.435	0.898	0.264
T + 5	0.491	1.044	2.409
T + 6	0.517	0.868	0.864
T + 7	0.191	0.866	0.651
T + 8	0.507	1.037	2.780
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+2}$)	0.428	0.518	1.580
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+4}$)	1.276	1.928	4.724
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+8}$)	2.982	5.743	11.427

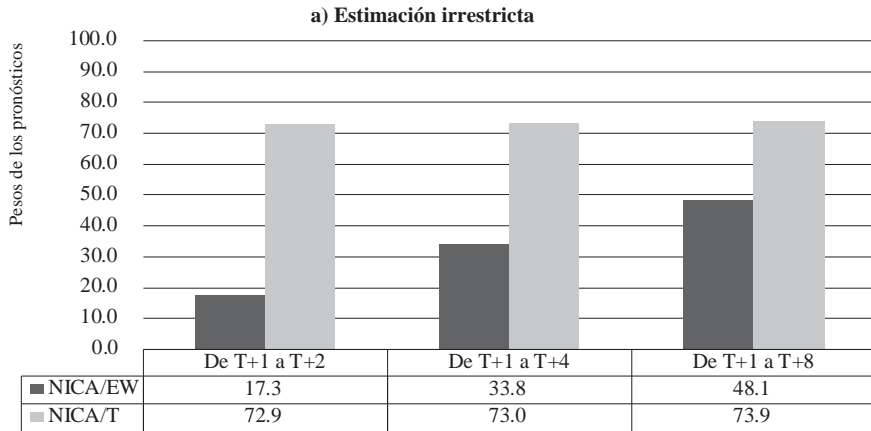
Fuente: Elaboración propia.

(b) Selección Endógena (Pesos arriba de la media + 2DS)

PERÍODO PRONOSTICADO	Z(NICA)	Z(EW)	Z(T)
T + 1	0.112	0.188	1.118
T + 2	0.305	0.330	0.462
T + 3	0.572	0.513	2.879
T + 4	0.432	0.898	0.264
T + 5	0.292	1.044	2.409
T + 6	0.774	0.868	0.864
T + 7	0.229	0.866	0.651
T + 8	0.100	1.037	2.780
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+2}$)	0.417	0.518	1.580
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+4}$)	1.421	1.928	4.724
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+8}$)	2.816	5.743	11.427

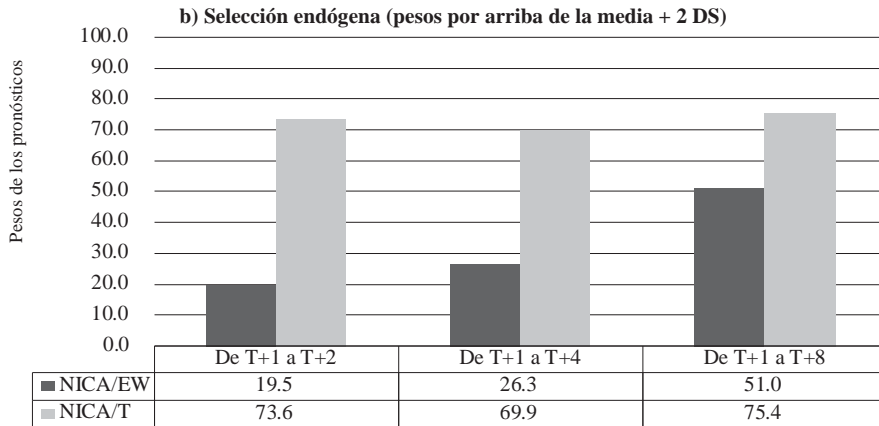
NICA : Evaluación de Combinaciones de Inflación en Nicaragua; EW: Pesos Iguales;
T: modelo con el mayor peso; FE: Error de Pronóstico; ABS: Valor Absoluto;
RMSE: Raíz del Error Cuadrático Medio; Z = ABS(FE)*RMSE.

Fuente : Elaboración propia.

Gráfico 2. Ganancias de eficiencia a partir de NICA

NICA: Evaluación de combinaciones de inflación en Nicaragua; EW: Pesos iguales;
T: Modelo con el mayor peso.

Fuente: Elaboración propia.



NICA: Evaluación de combinaciones de inflación en Nicaragua; EW: Pesos iguales;
T: Modelo con el mayor peso.

Fuente: Elaboración propia.

La suma acumulada para Z es menor bajo el criterio del método NICA, particularmente en el corto plazo. Un resultado interesante es que tanto NICA como el criterio EW (pesos iguales) proveen pronósticos de corto plazo más eficientes que el método T (un método difícil de vencer en la práctica). La segunda conclusión importante, la cual se mantiene particularmente para el algoritmo NICA, es que la selección endógena de los pesos presenta un mejor desempeño en el corto plazo (de T+1 a T+2), mientras que para

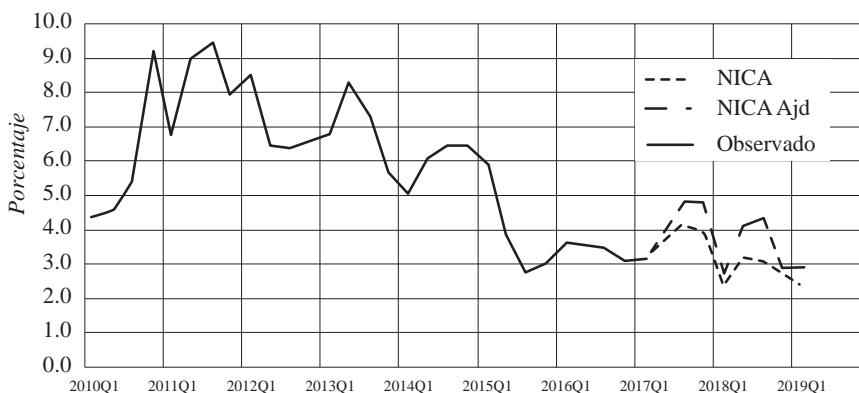
horizontes más largos, con la totalidad de los pesos (sin realizar selección endógena), la combinación de pronósticos es más eficiente. Este resultado podría deberse a la inercia que incorporan los modelos de pronósticos o al hecho de que la serie de la inflación de Nicaragua podría estar sujeta a no linealidades o quiebres estructurales continuos, de tal forma que podría pronosticarse de mejor manera mediante un mayor conjunto de modelos.

Las ganancias de eficiencia para cada horizonte de pronóstico están representadas en el Gráfico 2. El eje vertical muestra las variaciones porcentuales en el valor Z calculadas entre el método de combinación NICA y cada uno de los criterios restantes, para cada horizonte de pronóstico determinado. La columna más oscura, representa las ganancias de eficiencia de los pronósticos mediante el algoritmo NICA, respecto al método EW, mientras que la columna en color gris, denota las ganancias de eficiencia de éste último con respecto al método T. Las ganancias de eficiencia de NICA parecen mantenerse estables (alrededor del 73%), estas se incrementan a lo largo de la trayectoria de pronósticos respecto al método EW. El Panel (b) describe las ganancias de eficiencia de NICA para los tres horizontes de pronóstico establecidos bajo nuestro método de selección endógena. Las ganancias de eficiencia son mayores, particularmente para horizontes largos con respecto a los otros dos criterios de combinación de pronósticos.

En resumen, las ganancias de eficiencia de NICA son predominantes con respecto a los otros criterios de combinación de pronóstico (EW y T) tanto para la estimación irrestricta como para el criterio de selección endógena. Aún más, este criterio de selección endógena provee las mayores ganancias de eficiencia, particularmente para los últimos períodos de la trayectoria de pronóstico, lo cual convierte a NICA en un método idóneo en la generación de pronósticos para consideraciones de política monetaria. El Gráfico 3 muestra los pronósticos de inflación empleando NICA. La línea más oscura muestra la inflación interanual desde 2010Q1 a 2017Q1. La línea punteada gruesa muestra los pronósticos mediante NICA desde 2017Q2 a 2019Q1. De hecho la serie proyectada fue el IPC no desestacionalizado de Nicaragua; por tanto, la inflación interanual fue construida posteriormente. Adicionalmente, computamos los pronósticos de inflación mediante el mismo método desde 2014Q1 a 2017Q1 (no se muestra en la gráfica),

para calcular un error medio de pronóstico, siendo este último agregado al pronóstico original mediante NICA. Dicho pronóstico ajustado (NICA Ajd.) se muestra en la línea punteada delgada del Gráfico 3.

Gráfico 3. Pronósticos de inflación nicaragüense mediante el algoritmo NICA



Fuente: Elaboración propia.

4.3. Análisis de sensibilidad

Evaluamos la robustez de nuestros resultados mediante un análisis de sensibilidad empleando ventanas móviles de tamaño mayor y menor al inicial. La Tabla 4 y 5 presentan los resultados obtenidos empleando ventanas con 40 y 30 observaciones, respectivamente. En ambas tablas, el Panel (a) muestra los resultados para el caso irrestricto, mientras el Panel (b) describe aquellos obtenidos mediante el método de selección endógena. Nuestras principales conclusiones se mantienen, particularmente con respecto a EW: el método NICA genera los valores Z más bajos a lo largo de toda la trayectoria de pronóstico, tanto para la estimación irrestricta como para la que genera una selección endógena. Atribuimos dicha robustez a la inercia incluida en los modelos de pronóstico: el hecho que los arreglos de las combinaciones de pronóstico intra-muestra se preservan cuando se pronostica una serie fuera de la muestra.

Tabla 4. Análisis de sensibilidad (Tamaño de la muestra = 40 observaciones)

(a) Estimación Irrestricada

PERÍODO PRONÓSTICADO	Z(NICA)	Z(EW)	Z(T)
T + 1	0.330	0.527	0.155
T + 2	0.582	0.840	0.883
T + 3	1.154	1.463	0.321
T + 4	1.271	2.204	2.185
T + 5	0.530	1.357	0.158
T + 6	0.842	1.381	0.575
T + 7	0.081	1.149	1.668
T + 8	0.222	1.259	5.774
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+2}$)	0.912	1.367	1.038
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+4}$)	3.337	5.033	3.544
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+8}$)	5.012	10.180	11.719

Fuente: Elaboración propia.

(b) Selección Endógena (Pesos por arriba de la media + 2DS)

PERÍODO PRONÓSTICADO	Z(NICA)	Z(EW)	Z(T)
T + 1	0.594	0.527	0.155
T + 2	0.650	0.840	0.883
T + 3	1.473	1.463	0.321
T + 4	0.695	2.204	2.185
T + 5	0.284	1.357	0.158
T + 6	1.020	1.381	0.575
T + 7	0.528	1.149	1.668
T + 8	0.000	1.259	5.774
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+2}$)	1.244	1.367	1.038
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+4}$)	3.412	5.033	3.544
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+8}$)	5.244	10.180	11.719

NICA : Evaluación de Combinaciones de Inflación en Nicaragua; EW: Pesos Iguales;
 T: modelo con el mayor peso; FE: Error de Pronóstico; ABS: Valor Absoluto;
 RMSE: Raíz del Error Cuadrático Medio; $Z = \text{ABS}(\text{FE}) * \text{RMSE}$.

Fuente : Elaboración propia.

Tabla 5. Análisis de sensibilidad (Tamaño de la muestra = 30 observaciones)

(a) Estimación Irrestricada

PERÍODO PRONÓSTICADO	Z(NICA)	Z(EW)	Z(T)
T + 1	0.483	0.595	0.394
T + 2	0.485	0.614	0.632
T + 3	0.645	0.806	0.062
T + 4	0.859	0.973	0.259
T + 5	0.351	0.841	1.017
T + 6	0.506	0.806	1.061
T + 7	0.225	0.700	1.818
T + 8	0.383	0.925	0.248
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+2}$)	0.968	1.209	1.026
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+4}$)	2.472	2.988	1.347
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+8}$)	3.936	6.260	5.491

Fuente: Elaboración propia.

(b) Selección Endógena (Pesos por arriba de la media + 2DS)

PERÍODO PRONÓSTICADO	Z(NICA)	Z(EW)	Z(T)
T + 1	0.567	0.595	0.394
T + 2	0.220	0.614	0.632
T + 3	0.855	0.806	0.062
T + 4	1.311	0.973	0.259
T + 5	0.218	0.841	1.017
T + 6	1.463	0.806	1.061
T + 7	0.067	0.700	1.818
T + 8	0.123	0.925	0.248
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+2}$)	0.787	1.209	1.026
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+4}$)	2.953	2.988	1.347
Suma acumulada ($Z_{t+1}^a Z_{t+8}$)	4.824	6.260	5.491

NICA : Evaluación de Combinaciones de Inflación en Nicaragua; EW: Pesos Iguales;

T: modelo con el mayor peso; FE: Error de Pronóstico; ABS: Valor Absoluto;

RMSE: Raíz del Error Cuadrático Medio; $Z = \text{ABS}(\text{FE}) * \text{RMSE}$.

Fuente : Elaboración propia.

Es importante mencionar que aun cuando el algoritmo NICA fue originalmente diseñado para generar pronósticos de inflación, éste también puede ser adaptado para la generación de pronósticos de otras series económicas, particularmente variables de interés para la política monetaria como crecimiento económico, tasas de interés, inflación y producción externa, entre otras. Por tanto, recomendamos que el algoritmo NICA pueda ser incorporado dentro del conjunto de herramientas que emplea el Banco Central de Nicaragua para generar pronósticos macroeconómicos de variables de interés en la toma de decisiones de política monetaria.

5. Conclusiones

El presente documento trata de contribuir con la literatura sobre combinación de pronósticos al desarrollar un método para combinar proyecciones y evaluar su eficiencia, con el objeto de generar una trayectoria de pronósticos eficientes para la inflación de Nicaragua. Este método, denominado NICA, consiste en un sistema que genera pesos para cada modelo de pronóstico en función de la precisión promedio histórica de los mismos en cada período del horizonte de proyección. Posteriormente, los modelos cuyos pronósticos estarán siendo combinados, se preseleccionan en función de su significancia estadística para proyectar la inflación intra-muestra. Los pronósticos se generan por medio de cinco tipos de modelos: ARMA, OLS, SWLS, VAR y VEC, los cuales se estiman utilizando datos trimestrales para el período 2001Q4-2017Q1. Para tal efecto se consideran cuatro fundamentos principales de la inflación nicaragüense: la inflación de EE.UU., la oferta monetaria interna, el crédito bancario al sector privado de Nicaragua y el tipo de cambio nominal del Córdoba respecto al dólar norteamericano. Se concluye que la combinación de pronósticos que resulta de aplicar el algoritmo NICA es superior a dos métodos comúnmente utilizados en la literatura y difícil de superar en la práctica: el método de combinación que otorga pesos iguales para cada modelo de pronóstico (EW) y el método que selecciona y utiliza para proyectar el modelo más eficiente en cada período del horizonte de pronóstico (T). Los resultados obtenidos y el análisis de sensibilidad efectuado en el presente estudio favorecen la preselección endógena llevada a cabo por medio de NICA tanto para pronósticos de horizontes cortos, como para pronósticos de horizontes largos de tiempo.

6. Referencias bibliográficas

- Adolfson, M., Andersson, M.K., Linde, J., Villani, M., & Vredin, A. (2007). Bayesian forecast combination for VAR models. *International Journal of Central Banking*, 3, 111-144.
- Aiolfi, M., Capistrán, C., & Timmerman, A. (2010). *Forecast combinations*. Documento de Trabajo No. 2010-04. Banco de México. 20 pp.
- Bates J. M., & Granger, C. W. J. (1969). The combination of forecasts. *Operations Research Quarterly*, 20, 451-468.
- Baumeister, C., & Kilian, L. (2015). Forecasting the real price of oil in a changing world: a forecast combination approach. *Journal of Business and Economic Statistics*, 33(3), 338-351.
- Bello, O. (2009). *Combinación de pronósticos de inflación en Nicaragua*. Documento de Trabajo DT-011. Banco Central de Nicaragua. 28 pp.
- Bjornland, H., Gerdrup, K., Jore, A. S., Smith, C., & Thorsrud, L. A. (2012). Does Forecast Combination Improve Norges Bank Inflation Forecasts? *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 74(2), 163-179.
- Burnham, K. P., & Anderson D. R. (1998). *Model Selection and Inference: A Practical Information-Theoretic Approach*. New York: Springer Verlag.
- Clemen, R. T. (1989). Combining forecasts: A review and annotated bibliography. *International Journal of Forecasting*, 5, 559-583.
- Clements, M., & Hendry, D. (1999). *Forecasting Non-stationary Economic Time Series*. Cambridge: MIT Press.

- Coletti, D., & Murchison, S. (2002). Models in policy-making. *Bank of Canada Review*, 2002(Spring), 19-26.
- Derksen, S., & Keselman, H. (1992). Backward, Forward and Stepwise Automated Subset Selection Algorithms: Frequency of Obtaining Authentic and Noise Variables. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 45, 265–282.
- Derksen, S., & Keselman, H. (1987). Structural change and the combination of forecasts. *Journal of Forecasting*, 6, 21-40.
- Diebold, F., & Pauly, P. (1987). Structural Change and the Combination of Forecasts. *Journal of Forecasting*, 6, 21-40.
- Efroymson, M. A. (1960). Multiple Regression Analysis. In Ralston, A., & Wilf, H. (Ed.), *Mathematical Methods for Digital Computers*. New York: Wiley & Sons, Ltd.
- Elliot, G., & Timmermann, A. (2004). Optimal forecast combinations under general loss functions and forecast error distributions. *Journal of Econometrics*, 122(1), 47-79.
- González, E. (2010). *Bayesian model averaging: an application to forecast inflation in Colombia*. Borradores de Economía, No. 604-2010. Banco de la República. 49 pp.
- Granger, C., & Newbold, P. Spurious regressions in econometrics. *Journal of Econometrics*, (2)2, 111-120.
- Granger, C., & Ramanathan, R. (1984). Improved methods of combining forecasts. *Journal of Forecasting*, 3(2), 197-204.
- Hendry, D., & Clements, M. (2004). Pooling of forecasts. *Econometrics Journal*, 7, 1-31.

- Hubrich, K., & Skudelny, F. (2016). *Forecast combination for Euroarea inflation: a cure in times of crisis?* Finance and Economics Discussion Series 2016-104. Washington: Board of Governors of the Federal Reserve System, <https://doi.org/10.17016/FEDS.2016.104>.
- Kapetanios, G., Labhard, V., & Price, S. (2005). Forecast using Bayesian and Information Theoretic Averaging: An Application to UK Inflation. *Journal of Business & Economic Statistics*, 26(1), 33-41.
- Kapetanios, G., Labhard, V., & Price, S. (2008). Forecast combination and the Bank of England's suite of statistical forecasting models. *Economic Modeling*, 25, 772-792.
- Makridakis, S. (1989). Why combining works? *International Journal of Forecasting*, 5, 601-603.
- Makridakis, S. y Winkler, R. (1983). Average of forecasts: some empirical results. *Management Science*, 29, 987-996.
- Marcellino, M. (2004). Forecast pooling for short time series of macroeconomic variables. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 66, 91-112.
- Pesaran, M. & Timmerman, A. (2007). Selection of estimation window in the presence of breaks. *Journal of Econometrics*, 137(1), 137-161.
- Reid, D. J. (1968). Combining three estimates of gross domestic product. *Económica*, 35, 431-444.
- Reid, D. J. (1969). *A comparative study of time series prediction techniques on economic data* (PhD thesis). University of Nottingham. Nottingham, United Kingdom.

- Samuels, J., & Sekkel, R. (2013). *Forecasting with many models: model confidence sets and forecast combination*. Working Paper 2013-11. Bank of Canada. 50 pp.
- Stock, J., & Watson, M. (2002). Macroeconomic forecasting using diffusion indexes. *Journal of Business and Economic Statistics*, 20, 147-162.
- Stock, J., & Watson, M. (2004). Combination forecasts of output growth in a seven-country data set. *Journal of Forecasting*, 23, 405-430.
- Timmermann, A. (2010). Forecast combinations. In Handbook of Economic Forecasting I-4, *Elsevier*, 1, 136-196.
- Treminio, J. C. (2014). *Factores macroeconómicos que afectan el Traspaso Cambiario a Precios*. Documento de Trabajo DT-048. Managua: Banco Central de Nicaragua. 39 pp.

7. Anexo: algoritmo NICA

El algoritmo desarrollado en el presente estudio, denominado NICA^{16/}, se encuentra diseñado para generar una trayectoria de pronóstico eficiente para una serie de tiempo finita, sobre la cual se llevan a cabo proyecciones intra-muestra utilizando diversos modelos econométricos. Una trayectoria de pronóstico consiste en los valores proyectados de una serie de tiempo durante un número específico de períodos. A su vez, el conjunto de períodos a proyectar se denomina horizonte de proyección, el cual, para efectos del presente estudio, se encuentra restringido a valores por debajo del tamaño de la muestra.

Asumamos que $\mathbf{y}_t = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_N)'$ es un vector que contiene una serie de tiempo finita de N observaciones, la cual estamos interesados en proyectar por un total de H períodos fuera de la muestra (donde $H = 8 < N$). Para llevar a cabo un pronóstico eficiente, utilizamos un total de K modelos de los siguientes tipos: ARMA, OLS, SWLS, VAR, y VEC. Por lo tanto, la trayectoria de pronóstico que deseamos obtener puede representarse de la siguiente forma: $(\hat{y}_{N+1}, \hat{y}_{N+2}, \dots, \hat{y}_{N+H})'$. Adicionalmente, asumamos que $\mathbf{y}_t^w = (y_1^w, y_2^w, y_3^w, \dots, y_S^w)'$ es un vector que contiene una sub-muestra ordenada de S observaciones de la serie original (donde $S < N$), tal que \mathbf{y}_t^w se encuentra contenido W veces en \mathbf{y}_t . En otras palabras, podrían existir un total de W ventanas continuas, de S observaciones, que pueden derivarse de la serie original. Con base en esta información, el algoritmo NICA se compone de los pasos siguientes.

Paso 1. Estimación de modelos en ventanas móviles

El primer paso consiste en estimar los diferentes modelos (ARMA, OLS, SWLS, VAR, y VEC) utilizando ventanas de S observaciones para generar h pronósticos intra-muestra de la variable dependiente (la inflación de Nicaragua), donde $h = 1, 2, \dots, H$. Los pronósticos resultantes pueden ser expresados en una matriz de orden $H \times W$, tal como la que se ilustra en la expresión (A.1).

16/ NICA es el acrónimo de *Nicaraguan Inflation Combination Assessment*, título original del documento en idioma inglés.

$$\hat{\mathbf{y}}_{t,k}^w = \begin{pmatrix} \hat{y}_{S+1,k}^1 & \hat{y}_{S+1,k}^2 & \cdots & \hat{y}_{S+1,k}^W \\ \hat{y}_{S+2,k}^1 & \hat{y}_{S+2,k}^2 & \cdots & \hat{y}_{S+2,k}^W \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{y}_{S+H,k}^1 & \hat{y}_{S+H,k}^2 & \cdots & \hat{y}_{S+H,k}^W \end{pmatrix}_{H \times W} \quad (\text{A.1})$$

Donde cada columna de $\hat{\mathbf{y}}_{t,k}^w$ representa el vector de H pronósticos generados por el modelo k . El número de columnas es igual a W , el número de ventanas (de S observaciones) contenidas en la serie de tiempo original, \mathbf{y}_t .

Paso 2. Cálculo de errores absolutos de pronóstico y estimación de pesos para cada modelo estimado

El peso de cada modelo de pronóstico, $q_{S+h,k}^w$, se estima en función de la precisión histórica intra-muestra de cada modelo k para proyectar cada uno de los período $S+h$, donde $h = 1, 2, \dots, H$. En principio se calcula la matriz de errores de pronóstico, $\hat{\mathbf{f}}_{t,k}^w$, la cual equivale a la diferencia entre $\hat{\mathbf{f}}_{t,k}^w$, la matriz de valores proyectados intra-muestra según la estimación efectuada utilizando la ventana de observaciones w , y $\hat{\mathbf{f}}_{t,k}^w$, la matriz de valores observados de la variable dependiente para el mismo período de tiempo. El inverso de cada uno de los valores contenidos en dicha matriz se expresa en la matriz $\hat{\mathbf{f}}_{t,k}^w$ de orden $H \times W$, la cual se ilustra en (A.2)^{17/}.

$$\hat{\mathbf{f}}_{t,k}^w = \begin{pmatrix} \hat{f}_{S+1,k}^1 & \hat{f}_{S+1,k}^2 & \cdots & \hat{f}_{S+1,k}^W \\ \hat{f}_{S+2,k}^1 & \hat{f}_{S+2,k}^2 & \cdots & \hat{f}_{S+2,k}^W \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{f}_{S+H,k}^1 & \hat{f}_{S+H,k}^2 & \cdots & \hat{f}_{S+H,k}^W \end{pmatrix}_{H \times W} \quad (\text{A.2})$$

El error absoluto de pronóstico representa la distancia entre el valor proyectado por el modelo k para la variable dependiente en el período $S+h$ y el valor observado de dicha variable para el mismo período. Por tanto,

17/ Es importante señalar que la matriz $\hat{\mathbf{f}}_{t,k}^w$ no es una matriz cuadrada y por consiguiente no se puede calcular su inversa.

entre más bajo sea su valor, más preciso es el pronóstico. Por consiguiente, su valor inverso, $\hat{f}_{t,k}^w$, se interpreta como la importancia del modelo k para proyectar la variable dependiente durante el período $t = S+h$, utilizando como base la información de la ventana w . Por ejemplo, la expresión $\hat{f}_{S+2,5}^3$ representa la inversa del valor absoluto de pronóstico generado por el 5^{to} modelo (de un total de K modelos) para el período $S+2$, utilizando la información de la 3^a ventana (de un total de W); entre mayor sea su valor, mayor es la precisión del 5^{to} modelo para proyectar el segundo período por arriba del tamaño de la muestra y, por consiguiente, el mayor peso que deberá ser asignado para el pronóstico que este modelo genera para el período $S+2$. Para obtener los pesos para cada modelo, se obtiene la sumatoria de todas las expresiones (A.2) para cada uno de los k modelos. Asumamos que dicha sumatoria es la que se expresa en la matriz \widehat{FI}_t^w de dimensión $H \times W$ que se ilustra en (A.3).

$$\widehat{FI}_t^w = \sum_{k=1}^K \begin{pmatrix} \hat{f}_{S+1,k}^1 & \hat{f}_{S+1,k}^2 & \dots & \hat{f}_{S+1,k}^W \\ \hat{f}_{S+2,k}^1 & \hat{f}_{S+2,k}^2 & \dots & \hat{f}_{S+2,k}^W \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{f}_{S+H,k}^1 & \hat{f}_{S+H,k}^2 & \dots & \hat{f}_{S+H,k}^W \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \widehat{FI}_{S+1}^1 & \widehat{FI}_{S+1}^2 & \dots & \widehat{FI}_{S+1}^W \\ \widehat{FI}_{S+2}^1 & \widehat{FI}_{S+2}^2 & \dots & \widehat{FI}_{S+2}^W \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \widehat{FI}_{S+H}^1 & \widehat{FI}_{S+H}^2 & \dots & \widehat{FI}_{S+H}^W \end{pmatrix} \quad (\text{A.3})$$

Donde cada valor en la matriz de la derecha representa la sumatoria de la inversa de los errores absolutos de pronóstico del período $S+h$ calculada para cada modelo k , cuando dichos modelos utilizan, como base de estimación, los datos de la ventana w . En otras palabras, \widehat{FI}_{S+2}^3 , equivale a la sumatoria del inverso de los valores absolutos de los errores de pronóstico de todos los modelos utilizados para proyectar $S+2$ en la tercera ventana móvil ($\widehat{FI}_{S+2}^3 = \sum_{k=1}^K \hat{f}_{S+2,k}^3$). Por lo tanto, el peso del modelo k en la estimación obtenida utilizando la información de la ventana w se obtiene al dividir cada elemento de (A.2) por el elemento correspondiente en (A.3), como se indica a continuación.

$$\hat{q}_{t,k}^w = \begin{pmatrix} \frac{\hat{f}_{S+1,k}^1}{\widehat{FI}_{S+1}^1} & \frac{\hat{f}_{S+1,k}^2}{\widehat{FI}_{S+1}^2} & \dots & \frac{\hat{f}_{S+1,k}^W}{\widehat{FI}_{S+1}^W} \\ \frac{\hat{f}_{S+2,k}^1}{\widehat{FI}_{S+2}^1} & \frac{\hat{f}_{S+2,k}^2}{\widehat{FI}_{S+2}^2} & \dots & \frac{\hat{f}_{S+2,k}^W}{\widehat{FI}_{S+2}^W} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\hat{f}_{S+H,k}^1}{\widehat{FI}_{S+H}^1} & \frac{\hat{f}_{S+H,k}^2}{\widehat{FI}_{S+H}^2} & \dots & \frac{\hat{f}_{S+H,k}^W}{\widehat{FI}_{S+H}^W} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{q}_{S+1,k}^1 & \hat{q}_{S+1,k}^2 & \dots & \hat{q}_{S+1,k}^W \\ \hat{q}_{S+2,k}^1 & \hat{q}_{S+2,k}^2 & \dots & \hat{q}_{S+2,k}^W \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{q}_{S+H,k}^1 & \hat{q}_{S+H,k}^2 & \dots & \hat{q}_{S+H,k}^W \end{pmatrix} \quad (\text{A.4})$$

Cada elemento de la matriz $\hat{q}_{t,k}^w$ representa el peso o importancia del modelo k en el pronóstico del período $S+h$ en la ventana w . Cada elemento de $\hat{q}_{t,k}^w$ tiene un valor entre cero y uno ($\sum_{k=1}^K \hat{q}_{S+h,k}^w = 1$; para $w = 1, 2, \dots, W$ y $h = 1, 2, \dots, H$). Entre más cercano se encuentra su valor a la unidad, más exacto es el modelo k en proyectar, intra-muestra, el período $S+h$ y el mayor peso que tendrá dicho modelo en proyectar, fuera de la muestra, el período $N+h$.

Paso 3. Peso promedio para cada modelo

El propósito de este paso es reducir la matriz $\hat{q}_{t,k}^w$, de dimensión $H \times W$, a un vector de dimensión H que contenga el peso promedio de cada modelo k , para cada período $S+h$ proyectado. Para tal efecto, se calcula el promedio simple de los pesos obtenidos por cada modelo en cada ventana móvil y para cada uno de los períodos $S+h$ que comprende el horizonte de pronóstico. En otras palabras, se calcula el promedio de cada fila de la matriz $\hat{q}_{t,k}^w$. En notación matricial esta operación se lleva a cabo multiplicando la matriz (A.4) por un vector de dimensión $W \times 1$ que contiene un valor constante, equivalente al inverso del número de ventanas ($1/W$), como se indica a continuación.

$$\hat{q}_{t,k} = \begin{pmatrix} \hat{q}_{S+1,k}^1 & \hat{q}_{S+1,k}^2 & \cdots & \hat{q}_{S+1,k}^W \\ \hat{q}_{S+2,k}^1 & \hat{q}_{S+2,k}^2 & \cdots & \hat{q}_{S+2,k}^W \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{q}_{S+H,k}^1 & \hat{q}_{S+H,k}^2 & \cdots & \hat{q}_{S+H,k}^W \end{pmatrix}_{H \times W} \begin{pmatrix} \frac{1}{W} \\ \vdots \\ \frac{1}{W} \end{pmatrix}_{W \times 1} = \begin{pmatrix} \hat{q}_{S+1,k} \\ \hat{q}_{S+2,k} \\ \vdots \\ \hat{q}_{S+H,k} \end{pmatrix}_{H \times 1} \quad (\text{A.5})$$

Donde cada término de (A.5) se encuentra dado por $\hat{q}_{S+h,k} = \frac{1}{W} \hat{q}_{S+h,k}^1 + \frac{1}{W} \hat{q}_{S+h,k}^2 + \cdots + \frac{1}{W} \hat{q}_{S+h,k}^W$. Este término representa el grado de eficiencia promedio del modelo k para proyectar, fuera de la muestra, la variable dependiente para el período $S+h$. En este sentido, es importante resaltar que el grado de eficiencia del pronóstico de un modelo k no necesariamente es igual para cada uno de los períodos del horizonte de pronóstico. En otras palabras, los pronósticos del modelo k podrían ser eficientes para proyectar el período $S+1$, pero los mismos no necesariamente son eficientes para proyectar los períodos $S+2, S+3, \dots, S+H$.

Paso 4. Construcción de las distribuciones de los pesos promedio y preselección endógena

En este paso se construye una distribución estadística para los pesos promedios de cada modelo y se lleva a cabo un proceso de depuración de los modelos menos eficientes para proyectar la variable de interés. Para tal efecto, transformamos la expresión (A.5) en una matriz de dimensión $H \times K$, denominada A.6, que contiene los pesos promedio de cada uno de los K modelos utilizados para generar la trayectoria de pronóstico.

$$\hat{\mathbf{Q}}_{t,k} = \begin{pmatrix} \hat{q}_{S+1,1} & \hat{q}_{S+1,2} & \cdots & \hat{q}_{S+1,K} \\ \hat{q}_{S+2,1} & \hat{q}_{S+2,2} & \cdots & \hat{q}_{S+2,K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{q}_{S+H,1} & \hat{q}_{S+H,2} & \cdots & \hat{q}_{S+H,K} \end{pmatrix}_{H \times K} \quad (\text{A.6})$$

Cada columna de la matriz $\hat{\mathbf{Q}}_{t,k}$ contiene el peso promedio de cada modelo k (para $k=1,2,\dots,K$) que resulta de proyectar la variable dependiente, \mathbf{y}_t , para cada uno de los períodos que conforman el horizonte de proyección: $S+1, S+2, \dots, S+H$, el cual, a su vez, se encuentra representado por cada fila de (A.6). En este sentido, la sumatoria de los valores de cada fila son iguales a la unidad ($\sum_{k=1}^K \hat{q}_{S+h,k} = 1$) para cada $h=1,2,\dots,H$. Adicionalmente, asumiendo que los pesos promedio se distribuyen de conformidad con una distribución normal, se calculó la media y la desviación estándar para los elementos de cada fila. Ello nos permitió llevar a cabo una preselección de modelos a combinar en función de su desempeño histórico para proyectar la variable dependiente. De conformidad con este criterio, todos aquellos pesos cuyo valor se sitúan en el extremo izquierdo de la distribución (por debajo de la media más dos desviaciones estándar de la misma) fueron convertidos a cero, de tal forma que solamente combinamos aquellos modelos que históricamente proyectaron mejor, es decir, aquellos cuyos pesos se encuentran en la parte superior derecha (por arriba del 5%) de la distribución. Simultáneamente, se re-normalizaron los pesos de cada fila, de tal forma que la sumatoria de sus elementos pudiera continuar siendo igual a la unidad. La matriz resultante con pesos re-normalizados para cada modelo k es similar en dimensiones a la matriz (A.6) y se describe a continuación.

$$\hat{Q}_{t,k}^n = \begin{pmatrix} \hat{Q}_{S+1,1}^n & \hat{Q}_{S+1,2}^n & \cdots & \hat{Q}_{S+1,K}^n \\ \hat{Q}_{S+2,1}^n & \hat{Q}_{S+2,2}^n & \cdots & \hat{Q}_{S+2,K}^n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{Q}_{S+H,1}^n & \hat{Q}_{S+H,2}^n & \cdots & \hat{Q}_{S+H,K}^n \end{pmatrix}_{H \times K} \quad (\text{A.7})$$

Donde $\hat{Q}_{S+h,k}^n$ representa el peso promedio re-normalizado del modelo k para proyectar $S+h$, para $k=1,2,\dots,K$, y $h=1,2,\dots,H$. Estos pesos pueden ser interpretados como el grado de importancia o de eficiencia de cada modelo para proyectar $S+h$. Como se indicó, la sumatoria de los pesos que se encuentran en una misma fila de (A.7) es igual a uno: $\sum_{k=1}^K \hat{Q}_{S+h,k}^n = 1$.

Paso 5. Generación de la trayectoria eficiente de pronóstico

El último paso del algoritmo NICA es generar pronósticos fuera de la muestra original de observaciones para h períodos hacia adelante por cada uno de k' modelos que fueron preseleccionados para ser combinados (donde $k' < k$) y combinarlos por medio de los pesos re-normalizados $\hat{Q}_{t,k}^n$ que se indican en (A.7). Asumamos que los pronósticos fuera de la muestra por cada modelo pueden ser descritos en la matriz $\hat{y}_{k,t}$ de dimensión $H \times K$, como se indica en la expresión (A.8).

$$\hat{y}_{t,k} = \begin{pmatrix} \hat{y}_{N+1,1} & \hat{y}_{N+1,2} & \cdots & \hat{y}_{N+1,K} \\ \hat{y}_{N+2,1} & \hat{y}_{N+2,2} & \cdots & \hat{y}_{N+2,K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{y}_{N+H,1} & \hat{y}_{N+H,2} & \cdots & \hat{y}_{N+H,K} \end{pmatrix}_{H \times K} \quad (\text{A.8})$$

Donde $\hat{y}_{N+h,k}$ representa el pronóstico de la variable y_t generado por el modelo k para el período $N+h$. Ahora bien, al multiplicar cada elemento de (A.8) por el correspondiente elemento de (A.7) se obtiene la siguiente expresión:

$$\hat{Q}_{t,k}^n \hat{y}_{t,k} = \begin{pmatrix} \hat{Q}_{S+1,1}^n \hat{y}_{N+1,1} & \hat{Q}_{S+1,2}^n \hat{y}_{N+1,2} & \cdots & \hat{Q}_{S+1,K}^n \hat{y}_{N+1,K} \\ \hat{Q}_{S+2,1}^n \hat{y}_{N+2,1} & \hat{Q}_{S+2,2}^n \hat{y}_{N+2,2} & \cdots & \hat{Q}_{S+2,K}^n \hat{y}_{N+2,K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{Q}_{S+H,1}^n \hat{y}_{N+H,1} & \hat{Q}_{S+H,2}^n \hat{y}_{N+H,2} & \cdots & \hat{Q}_{S+H,K}^n \hat{y}_{N+H,K} \end{pmatrix}_{H \times K} \quad (\text{A.9})$$

Cada columna de (A.9) representa el pronóstico ponderado fuera de muestra generado por cada modelo k para cada uno de los períodos $N+h$, para $h=1,2,\dots,H$. Es importante resaltar que algunas columnas de (A.9) tienen un valor de cero, ya que los pesos ponderados finales de algunos modelos fueron establecidos en dicho valor por considerarse poco eficientes. Para aquellas columnas cuyos valores son distintos de cero, la expresión $\hat{Q}_{S+h,k}^n \hat{y}_{N+h,k}$, puede interpretarse como la contribución del modelo k en el pronóstico de y_t para proyectar el período $N+h$. Por lo tanto, la sumatoria de cada columna (o de cada período $N+h$) de la matriz $\hat{Q}_{t,k}^n \hat{y}_{t,k}$ es equivalente al pronóstico de la variable de interés para dicho período, \hat{y}_t . En otras palabras, dicha sumatoria representa el promedio ponderado de todos los modelos preseleccionados para proyectar y_t en cada período $N+h$, como se indica en (A.10).

$$\hat{y}_t = \begin{pmatrix} \hat{Q}_{S+1,1}^n \hat{y}_{N+1,1} + \hat{Q}_{S+1,2}^n \hat{y}_{N+1,2} + \dots + \hat{Q}_{S+1,K}^n \hat{y}_{N+1,K} \\ \hat{Q}_{S+2,1}^n \hat{y}_{N+2,1} + \hat{Q}_{S+2,2}^n \hat{y}_{N+2,2} + \dots + \hat{Q}_{S+2,K}^n \hat{y}_{N+2,K} \\ \vdots \\ \hat{Q}_{S+H,1}^n \hat{y}_{N+H,1} + \hat{Q}_{S+H,2}^n \hat{y}_{N+H,2} + \dots + \hat{Q}_{S+H,K}^n \hat{y}_{N+H,K} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{y}_{N+1} \\ \hat{y}_{N+2} \\ \vdots \\ \hat{y}_{N+H} \end{pmatrix} \quad (\text{A.10})$$

Donde el vector \hat{y}_t representa la trayectoria eficiente de pronóstico de la variable y_t generada por el algoritmo NICA para el período $N+h$, para $h=1,2,\dots,H$.

Finalmente, es importante mencionar que el algoritmo NICA que se describe en la presente sección fue programado en Eviews para generar nuestro análisis empírico. Dicho programa se encuentra disponible por parte de los autores, previa autorización del Banco Central de Nicaragua.