

Combinación de Pronósticos: Una Aplicación a la Inflación de Bolivia

Julio Humérez Quiroz
30/06/2011

Hasta la actualidad los métodos utilizados en el Banco Central de Bolivia para el pronóstico de inflación y otras variables importantes para decisiones de política monetaria han consistido de modelos individuales, principalmente estadísticos y econométricos. En los últimos años, en la literatura de pronósticos han cobrado una marcada importancia los métodos de combinación de pronósticos y modelos de factores, debido a su superioridad en términos de menor varianza de errores de pronóstico. En este artículo se aplican estos métodos al pronóstico de inflación utilizando una muestra que comprende el periodo 1993 – 2010, con periodicidad mensual. Entre los resultados importantes se encontró que los pronósticos mediante la combinación de pronósticos son superiores a los modelos individuales, aunque los modelos de factores no muestran una clara ventaja sobre los modelos individuales. Sin embargo, mediante una prueba de englobamiento se constató que ninguno de estas metodologías resulta superior.

Combinación de Pronósticos: Una Aplicación a la Inflación de Bolivia

I. Introducción

La Constitución Política del Estado (CPE), en su artículo 327 determina “... En el marco de la política económica del Estado, es función del Banco Central de Bolivia mantener la estabilidad del poder adquisitivo interno de la moneda, para contribuir al desarrollo económico y social”. Por su parte, la Ley del Banco Central de Bolivia (Ley N° 1670 de 31 de octubre de 1995), artículo 2, señala que el objetivo de la autoridad monetaria «... es procurar la estabilidad del poder adquisitivo interno de la moneda nacional».

Entonces, en el marco de la normativa vigente la contribución del Banco Central de Bolivia (BCB) al desarrollo económico y social del país es a través la preservación del poder adquisitivo del boliviano (moneda doméstica), por lo que la autoridad monetaria debe procurar de manera permanente una tasa de inflación baja y estable.

Las previsiones sobre la inflación juegan un papel importante en la consecución del objetivo de inflación baja y estable por el Banco Central de Bolivia. En efecto, cuando se prevé una situación de alejamiento del objetivo de inflación, esto sirve de alerta para la adopción de acciones de política monetaria y/o cambiaria, en coordinación con la política fiscal, a fin de mantener la inflación entorno al objetivo de mediano plazo.

En este contexto el objetivo del presente trabajo es explorar desde el punto de vista estadístico las ventajas y desventajas de las distintas técnicas sobre la previsión de la inflación, haciendo énfasis en la metodología de combinación de pronósticos, que pertenece a los avances recientes en la literatura de *forecasting* y son ampliamente utilizados por los bancos centrales debido a sus ventajas respecto a las técnicas

convencionales. Adicionalmente, se debe mencionar que en la literatura empírica boliviana no existe al presente trabajos sobre la materia por lo que se espera contribuir con este trabajo a llenar este vacío.

El resto del documento se organiza de la siguiente manera. Aparte de esta sección introductora, en la sección II se presenta de manera sucinta algunos hechos estilizados sobre el comportamiento de la inflación en Bolivia en el periodo de análisis; en la sección III se efectúa una revisión metodológica resumida de las técnicas de combinación de pronósticos; en la sección IV se analizan los resultados para el caso boliviano, comenzado con la descripción de los datos y examinando los resultados empíricos; y por último, en la sección V se reportan las principales conclusiones.

II. Algunas particularidades del comportamiento de la inflación de Bolivia

La inflación en Bolivia en el periodo de la post-estabilización¹ ha tenido un comportamiento marcadamente descendente, desde un promedio próximo a 12% entre enero de 1992 y enero de 1993 hasta una cifra de 4.5% en diciembre de 1998, con un aumento entre comienzos del segundo trimestre de 1995 e inicios del cuarto trimestre de 1996, cuando alcanzó un promedio de 11.8% (Gráfico 1). El repunte de la inflación en 1995 se debió al alza en los precios en el subgrupo de alimentos y bebidas no alcohólicas (pan, cereales, tubérculos, carnes rojas, verduras y hortalizas), explicado por el incremento en los precios internacionales del trigo, maíz y arroz, y por choques de oferta por efecto de fenómenos climatológicos. Por su parte, los incrementos en el Índice General de Precios al Consumidor (IPC) durante los

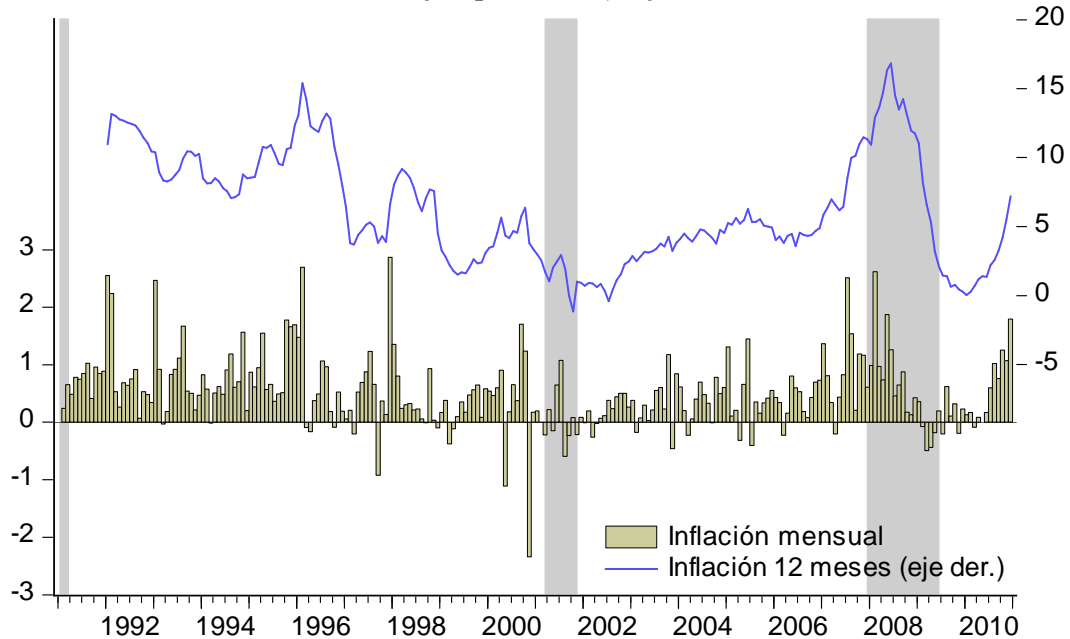
¹ Durante la primera mitad de los años ochenta Bolivia vivió un proceso de alta inflación que entre 1984 y 1985 se transformó en hiperinflación, habiéndose registrado en septiembre de 1985 una inflación mensual de 23,447% y una inflación acumulada de 13,873% a octubre del mismo año. Para detener este proceso, en agosto de 1985 el gobierno de turno implementó un plan de estabilización que condujo a una rápida reducción de la inflación en los años posteriores, hasta alcanzar a partir de 1993 una inflación de un dígito. Al periodo posterior a la adopción de esta medida se conoce como el de post-estabilización. (Humérez et al., 2010).

primeros meses de 1996, se debió al alza de los precios de los carburantes y productos derivados del petróleo.

En el periodo comprendido entre diciembre de 1998 y diciembre de 2006 (más de 8 años), la inflación estuvo en torno a un promedio de 3.3% y se caracterizó por una marcada estabilidad. En la historia económica de Bolivia de las últimas seis décadas, esta fue la primera vez que durante un periodo prolongado se registró una inflación tan baja y con variaciones tan pequeñas en torno a su promedio. A este comportamiento de la inflación contribuyeron factores como la disciplina fiscal y monetaria, ausencia de efectos climáticos negativos importantes, y bajas expectativas inflacionarias del público, los que coadyuvaron a una mayor oferta de productos agrícolas. En el contexto internacional, las depreciaciones reales de las monedas de algunos socios comerciales como la ocurrida con el peso argentino a principios de 2002 y la subsecuente depreciación de la moneda brasileña, no solo abarataron las importaciones de éstos países sino que también impulsaron a que otros países limítrofes apliquen políticas cambiarias más activas o incluso adopten regímenes cambiarios más flexibles con la finalidad de contrarrestar los efectos de la devaluación del real y del peso argentino. En este contexto, se registraron disminuciones de los precios de productos importados a pesar que en algunos años como el 2000 se registraron elevaciones de los precios internacionales del petróleo que llevaron al incremento de los precios de hidrocarburos y sus derivados, con las consiguientes presiones en la inflación doméstica.

Para aislar los efectos de las continuas fluctuaciones del precio internacional del petróleo en el comportamiento de los precios domésticos y en la estructura de costos, el Gobierno estableció un mecanismo de subsidios, para cuyo financiamiento en febrero de 2000 se incrementaron las alícuotas del Impuesto al Consumo Específico (ICE) para bebidas alcohólicas, cigarrillos, gaseosas y automóviles importados. Su vigencia fue temporal, hasta noviembre de dicho año. Con el mismo objetivo, en julio de dicho año el Poder Ejecutivo acordó un mecanismo de crédito/endeudamiento con las empresas petroleras por la diferencia entre el precio congelado de los carburantes y el precio resultante por las condiciones del mercado internacional.

**Gráfico 1. Inflación anual y mensual: 1991 - 2010
(En porcentajes)**



Fuente: Elaboración propia

Nota: Las áreas sombreadas indican recesiones de la economía mundial según la «National Bureau of Economic Research, NBER»

En el siguiente periodo, comprendido entre enero de 2007 y junio de 2008, la inflación aumentó sostenidamente, alcanzando un promedio de 10.3%, entre un mínimo de 5.8% y un máximo de 16.8%, registrados en los extremos de este periodo. Al inicio, las presiones inflacionarias estuvieron estrechamente relacionadas con choques de oferta derivadas del fenómeno climatológico El Niño y el alza del precio internacional de la harina de trigo, este último explicado por una mayor demanda mundial para la fabricación de biocombustibles y la disminución de su oferta por efectos de fenómenos climáticos. Internamente, los productos cuyos precios se vieron significativamente afectados fueron la harina de trigo y los productos que utilizan éste como insumo (pan, fideo, galletas, etc.), carne de res, arroz, aceite, relacionado con el aumento del precio internacional de la soya y otros granos, y disminuciones en la oferta interna de alimentos por efecto de las inundaciones a inicios de 2007.

Durante el primer semestre de 2008, la inflación continuó con su tendencia ascendente, registrando un promedio de 14.2%. Esta tendencia tuvo una alta relación

con la inflación importada, particularmente de alimentos, pero también con factores internos relacionados con choques de oferta alimentaria y los efectos de medidas de políticas públicas. En el segundo semestre y hasta enero de 2010, se registró un panorama inflacionario opuesto, habiéndose observado una drástica reducción hasta alcanzar en enero de 2010 la cifra históricamente más baja de 0.07%, manteniéndose en torno a un promedio de 0.57% hasta el mes de abril. A partir de mayo se comenzó a observar incrementos hasta alcanzar en diciembre la cifra de 7.18%.

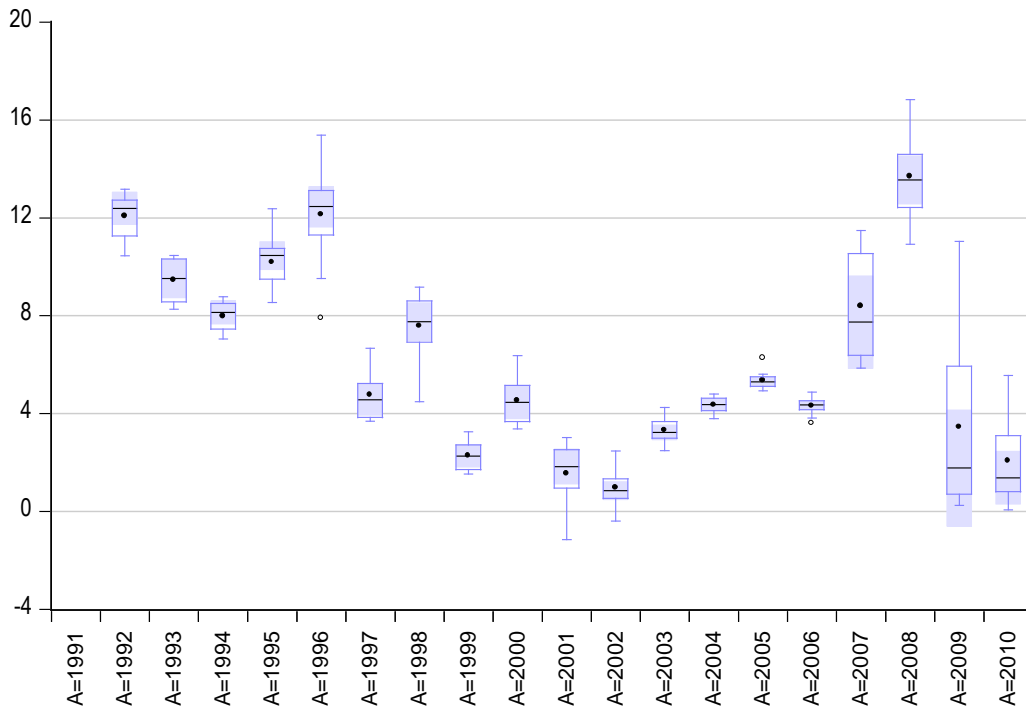
La reducción durante el segundo semestre de 2008 y durante la gestión 2009, se debió a factores como la recuperación del sector agropecuario, reducciones en la inflación importada y el impacto de las políticas implementadas de manera coordinada entre el Órgano Ejecutivo y el Banco Central de Bolivia. No obstante, jugaron un rol fundamental los cambios trascendentales acaecidos en el contexto de la economía mundial (crisis financieras y la recesión global), que resultaron en una importante caída de los precios internacionales del petróleo y de los *commodities* alimentos en respuesta a las reducciones de la demanda de las principales economías industrializadas. Adicionalmente, reforzaron la reducción de la inflación importada la depreciación de las monedas de los países socios comerciales debido a los movimientos de capital y cambios en la estructura de portafolio. En el Gráfico 1, entre junio de 2008 y diciembre de 2010, se observa una relación estrecha entre el descenso de la inflación y la reciente recesión de la economía mundial.

Por último, los incrementos en la inflación a partir de abril de 2010 obedecen, entre otros aspectos, a choques de demanda alimentaria originada en el fenómeno climático El Niño acaecido entre junio de 2009 y abril de 2010, seguido, entre julio y octubre de 2010, por La Niña, que originaron focos de calor que se constituyeron en «caldos de cultivo» para los incendios registrados en distintos puntos geográficos del país que afectaron varios cultivos. Este cuadro fue agudizado por el contrabando de alimentos a algunos países limítrofes motivado por la apreciación cambiaria en dichos países, ocultamiento, agio y especulación, además de restricciones en la oferta

internacional de algunos productos como el azúcar debido a los efectos negativos de fenómenos climatológicos.

Desde otra perspectiva, en el periodo comprendido entre 1991 y 2010, la variabilidad de la inflación en torno a su media también ha mostrado un comportamiento disímil. De acuerdo al gráfico 1 del Apéndice, entre febrero de 1993 y diciembre de 1998, si bien la inflación registró un marcado descenso, la variabilidad de la inflación se mantuvo alta, y en su etapa final fue retroalimentada por la recesión de la economía mundial registrada en 2001. Posteriormente, en el periodo de estabilidad, pero particularmente entre inicios de 2002 y mediados de 2007, la variabilidad de la inflación permaneció en niveles considerablemente bajos y estable. Entre 2007 y 2009, debido particularmente a la recesión de la economía mundial, la variabilidad de la inflación aumentó de manera significativa. Por último, en la gestión 2010, el incremento en la inflación también fue acompañado por aumentos en su variabilidad.

Gráfico 2. Evolución de la distribución de inflación anual: 1991 - 2010



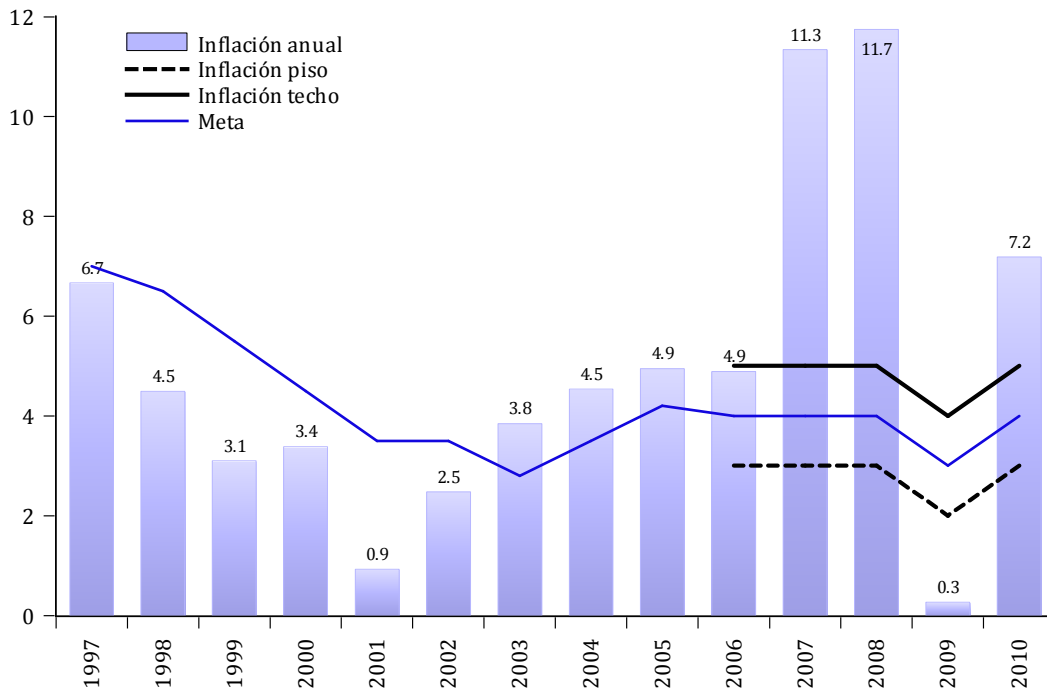
Fuente: Elaboración propia

En un contexto cambiante y de incertidumbre como el descrito arriba, el pronóstico de la inflación plantea retos importantes. Empero, a pesar de las limitaciones, el Banco Central de Bolivia —al igual que las autoridades monetarias de otros países— realiza previsiones periódicas y actualizadas del comportamiento futuro de la inflación utilizando métodos estadísticos y econométricos. Cuando se prevé un alejamiento del objetivo de inflación de mediano y largo plazo, esto sirve de alerta para la adopción de medidas de política monetaria y/o cambiaria, en coordinación con la política fiscal, a fin de corregir las desviaciones.

A partir de 1997, el Banco Central de Bolivia comenzó a anunciar metas de inflación, las que se redujeron gradualmente hasta el 2003 (Gráfico 3). Esto con la finalidad de servir como guía para las políticas monetaria y cambiaria, y lograr la convergencia hacia la meta de mediano y largo plazo. Posteriormente, a partir de 2006, la meta de mediano y largo plazo se estableció en 4% en un rango de más/menos cien puntos básicos (pb), con excepción de 2009 cuando la meta fue revisada hacia abajo quedando establecida en 3%, en un rango entre 2% y 4%.

Esta política y sus cambios, entre otras cosas, fue sustentada en pronósticos realizados por el Banco Central de Bolivia utilizando distintas técnicas estadísticas y econométricas. Entre los modelos utilizados destacan los modelos estocásticos univariados (ARIMA), estructurales (basada en la curva de Phillips), y Vectores Autorregresivos (Humérez, 2010). Los resultados se consideran razonables tomando en cuenta que en general ex post se observaron tasas de inflación en el rango previsto por estos modelos, excepto en los años 2007, 2008 y 2009, cuando se registraron tasas de inflación inusuales debido a las fuertes presiones inflacionarias de origen externo.

Gráfico 3. Inflación observada y metas de inflación: 1997 - 2010



Fuente: Elaboración propia

III. Metodología

Según Ahumada (2009), la teoría tradicional sobre pronóstico supone que los modelos empíricos son buenas representaciones de la economía y que la estructura de la economía no cambia en el tiempo de manera significativa. Bajo estos supuestos, el mejor modelo —aquél que satisface con la propiedad de englobamiento, entre otras— permite también los mejores pronósticos. Sin embargo, como observan Hendry y Nielsen (2007), dado que el futuro es raramente similar al pasado, los pronósticos bajo los anteriores supuestos generalmente fallan.

Por ello, en los últimos años en la literatura de pronóstico han cobrado importancia la metodología de combinación de pronósticos, debido a que arrojan mejores resultados de pronóstico en términos de mayor precisión. Esta técnica se resume en la siguiente sección.

III.1 Combinación de pronósticos

Una técnica que ha ganado popularidad en los últimos años es el desarrollo de pronósticos basados en la combinación de dos o más métodos de pronóstico para producir un pronóstico final.

De acuerdo a la literatura empírica, la combinación de pronósticos produce ganancias consistentes en la precisión. Con el transcurso del tiempo se ha acumulado una considerable literatura sobre esta materia. La principal conclusión es que se puede mejorar significativamente la precisión de los pronósticos por medio de la combinación de varios pronósticos individuales, aunque aún no están bien definidas las condiciones bajo las cuales es más efectiva la combinación, ni cuántos métodos deben combinarse en cada situación. En el futuro próximo es posible que se lleve a cabo una mayor investigación sobre las ventajas de combinar pronósticos, junto con las técnicas de hacerlo.

Según Clemen (1989), existen pocas dudas sobre las ventajas de la combinación de pronósticos, tanto en términos de predicciones estadísticas y evaluación de las estimaciones, como cuando se combinan predicciones estadísticas con predicciones subjetivas. Más aún, la combinación de pronósticos reduce la varianza de los errores de pronóstico fuera de la muestra (Winkler y Makridakis, 1983). Existen muchos factores² que hacen que los pronósticos individuales se deterioren y se incremente el tamaño de los errores; la combinación resulta mejor porque promedia tales errores.

A continuación se resume la metodología utilizada para seleccionar los modelos a ser combinados y las distintas técnicas de combinación de pronósticos utilizados para producir una proyección combinada.

² Estos factores son: a) uso de variables *proxy*: debido a que en muchas ocasiones las variables de interés no son observables, lo que introduce sistemáticamente sesgos de medición de la variable de interés, b) errores de medición, no importa qué intentamos medir, siempre existen errores de medición (incluido errores administrativos y de procesamiento de datos), lo que también introduce importantes sesgos y sistemáticos, c) cambios estructurales: los modelos estadísticos suponen constancia de patrones y relaciones, que en la práctica rara vez se observa, lo que introduce errores no aleatorios en el pronóstico y, d) modelos que minimizan errores pasados: entre los modelos de pronósticos generalmente se elige aquél que minimiza los errores de pronóstico un-paso-adelante, pero por lo general se requiere hacer pronósticos para varios periodos en el futuro (Makridakis, 1998).

III.1.a Prueba de englobamiento de pronósticos³

En la práctica se dispone de distintos modelos individuales para pronóstico, pero es posible que algunos de estos modelos no contenga información útil que pueda ser aprovechada en una combinación. Las pruebas de englobamiento de pronósticos son útiles para determinar si un pronóstico —obtenido mediante un determinado modelo— incluye toda la información relevante contenida en un pronóstico rival. Si no es así, la información contenida en ambos pronósticos puede ser aprovechada mediante una combinación de los mismos.

Una forma de seleccionar los modelos a ser incorporados en la combinación es mediante la aplicación del algoritmo de englobamiento de Costantini y Pappalardo (2008), que se basa en la prueba de englobamiento de Harvey, Leybourne y Newbold (HLN, 1998). Ésta se fundamenta en la prueba de evaluación de pronósticos de Diebold y Mariano (DM, 1995), y permite evaluar si dos modelos rivales tienen la misma capacidad predictiva.

La prueba DM se sustenta en el diferencial de la función de pérdida muestral dado por $d_t = L(e_t^1) - L(e_t^2)$, donde $L(\cdot)$ es una función de pérdida arbitraria, por ejemplo, RMSFE (raíz del error cuadrático medio de errores de pronóstico), e_t^j es el error de proyección h pasos adelante del modelo $j = 1, 2$ y $t = 1, 2, \dots, T$. Si los pronósticos tienen en promedio igual capacidad predictiva, entonces $E(d_t) = 0$. El estadístico de contraste se calcula como la razón entre la media muestral de la serie diferencial de pérdidas $\bar{d} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T d_t$ y su desviación estándar. Bajo el supuesto que la serie d_t es integrada de orden cero, la prueba DM se distribuye asintóticamente como una normal estándar bajo la hipótesis nula de igual valor predictivo.

Para mejorar el poder de la prueba DM en muestras pequeñas, Harvey, Leybourne y Newbold (HLN, 1997), sugieren comparar el estadístico DM con valores críticos de la

³ Esta sección es una síntesis de la sección 3 de Bello, O. y D'Amato et al. (2010).

distribución *t-Student* con $T-1$ grados de libertad, y modificar la prueba DM utilizando un estimador insesgado de \bar{d} de la siguiente manera,

$$MDM = \left(\frac{T+1-2h+T^{-1}h(h-1)}{T} \right)^{0.5} \cdot DM \quad (1)$$

Entonces, la prueba de englobamiento HLN se obtiene cambiando d_i por $d_i = (e_i^1 - e_i^2) \cdot e_i^1$, donde la hipótesis nula es que toda la información relevante del modelo 2 está contenida en el modelo 1 (el modelo 1 engloba al modelo 2).

III.1.b Algoritmo de englobamiento y selección de modelos a combinar

El algoritmo de Constantini y Pappalardo *op. cit.* se basa en el resultado de Ericsson (1992), según el cual una condición suficiente para minimizar la raíz del error cuadrático medio (RMSE) de un modelo consiste en verificar que éste abarca a los otros modelos rivales. Ello implica realizar la prueba de englobamiento contrastando los modelos con RMSE más pequeños contra los modelos con mayores RMSE. El algoritmo supone los siguientes pasos⁴:

Paso 1. Calcular el RMSE de las proyecciones fuera de muestra de cada modelo y ordenar en forma ascendente.

Paso 2. Elegir el modelo con el menor RMSE y examinar secuencialmente si éste abarca a los otros modelos usando la prueba HLN. Si abarca al modelo rival a un nivel de significancia α , se elimina a éste último como candidato para la combinación de pronósticos.

⁴ Además, para que un pronóstico se considere apropiado para formar parte de una combinación debe ser insesgado —los errores de pronóstico deben tener media cero— y los errores un paso adelante deben estar serialmente incorrelacionados, aunque según Diebold y López (1996), para pronósticos $h > 1$ pasos adelante, es probable que los errores de pronóstico óptimos muestren algún grado de correlación.

Paso 3. Repetir el paso 2 con el segundo mejor modelo, donde la lista de modelos a examinar no incluye al modelo eliminado y al mejor modelo.

Paso 4. Continuar con el tercer mejor modelo y así sucesivamente hasta que no queden modelos para los cuales se rechace la hipótesis nula de englobamiento.

Paso 5. Calcular el pronóstico combinado utilizando los modelos seleccionados mediante diferentes métodos de combinación.

III.1.c Técnicas de combinación de pronósticos

Los modelos seleccionados mediante el algoritmo de Costantini y Pappalardo *op. cit.*, se combinan linealmente (Ecuación 2) donde los ponderadores se estiman utilizando distintos métodos: promedio simple, RMSE, mínimos cuadrados ordinarios (MCO), y mínimos cuadrados ponderados (MCP).

$$\hat{Y}_{t+h|t} = \omega_{0,t} + \sum_{j=1}^n \omega_{j,t} f_{t+h|t}^j \quad (2)$$

Donde $\hat{Y}_{t+h|t}$ denota la proyección combinada h pasos adelante, $f_{t+h|t}^j$ el pronóstico de Y_{t+h} mediante el modelo j ($j = 1, 2, \dots, n$) con información hasta t y $\omega_{j,t}$ es la ponderación del pronóstico j en la combinación.

Promedio simple. Mediante este método se asigna igual peso a todos los pronósticos en la combinación, tal que $\omega_{0,t} = 0$ y $\omega_{j,t} = n^{-1}$.

Combinación basada en RMSE. En este caso los pesos son calculados como

$$\omega_{i,t} = \frac{\lambda_{it}^{-1}}{\sum_{j=1}^n \lambda_{jt}^{-1}}, \text{ donde } \lambda_i \text{ denota RMSE. De esta manera el peso asignado a cada}$$

pronóstico individual depende inversamente de su desempeño histórico, tal que los pronósticos más precisos tienen una mayor combinación.

Combinación basada en regresiones. Los pesos de los pronósticos individuales se estiman mediante modelos de regresión donde la variable dependiente son los pronósticos. Entre los distintos procedimientos, los más utilizados son:

- Procedimiento de Granger y Ramanathan (1984). Las ponderaciones se obtienen estimando la siguiente regresión:

$$Y_t = \omega_0 + \omega_1 f_{t|t-h}^1 + \omega_2 f_{t|t-h}^2 + \dots + \omega_n f_{t|t-h}^n + \varepsilon_t \quad (3)$$

Según estos autores, bajo este método se obtienen pronósticos combinados insesgados, aun cuando los pronósticos individuales estén sesgados.

- Procedimiento de Hallman y Kamstra (1989). Incorporan en la regresión de combinación el concepto de cointegración, esto debido a que en la práctica es común que los pronósticos sean no estacionarios. Por ello proponen la estimación del siguiente modelo con las variables transformadas en diferencias,

$$\Delta Y_t = \omega_0 + \omega_1 \Delta f_{t|t-h}^1 + \omega_2 \Delta f_{t|t-h}^2 + \dots + \omega_n \Delta f_{t|t-h}^n + \eta_t \quad (4)$$

$$s.a. \sum_{i=1}^n \omega_i = 1$$

- Procedimiento de Coulson y Robins (1993). Al igual que en la metodología de Haalman y Kanstra, este procedimiento se utilizado para combinar pronósticos no estacionarios. Se parte estimando la siguiente regresión para cada uno de los h horizontes deseados

$$\Delta Y_t = \omega_0 + \omega_1 (f_{t|t-h}^1 - Y_{t-1}) + \omega_2 (f_{t|t-h}^2 - Y_{t-1}) + \dots + \omega_n (f_{t|t-h}^n - Y_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (5)$$

Una vez estimado los parámetros de (5), la combinación de pronósticos se calcula de la siguiente manera⁵

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{t+h|t} = & \omega_0 + \omega_1 \left(f_{t+h|t}^1 - \hat{Y}_{t+h-1|t} \right) + \omega_2 \left(f_{t+h|t}^2 - \hat{Y}_{t+h-1|t} \right) + \dots + \\ & + \omega_n \left(f_{t+h|t}^n - \hat{Y}_{t+h-1|t} \right) + \hat{Y}_{t+h-1|t} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (6)$$

- Procedimiento basado en Mínimos Cuadrados Ponderados. Este método fue propuesto por Diebold y Pauly (1987) y trata de modelar posibles quiebres estructurales en las series combinadas dando mayor peso a las últimas observaciones en la estimación de las ponderaciones ω_i . Estos parámetros se estiman mediante Mínimos Cuadrados Ponderados (MCP), usando la siguiente matriz de pesos

$$\Psi = \text{diag}(\Psi_{tt}) = (kt^\lambda) \quad (7)$$

donde $k, \lambda > 0$, y $t = 1, 2, \dots, T$.

Bajo este procedimiento se otorga una ponderación no lineal decreciente a las observaciones pasadas en la estimación de los parámetros ω_i . El parámetro λ se estima mediante el método *grid search*, donde la función objetivo es RMSFE. El valor óptimo de λ es aquél que produce el mínimo RMSFE.

III.2 Combinación de pronósticos usando factores

En situaciones en que se cuenta con una base de datos de tamaño considerable, vale decir, que incluye una gran cantidad de variables se series temporales con frecuencia menor al año, preferentemente mensual, se puede reducir su dimensión mediante la aplicación de técnicas de análisis multivariante tal como análisis de componentes principales o análisis factorial. Los componentes principales (factores) obtenidos, cuyo número q es menor al número de variables de la base n , se podría utilizar como

⁵ Para horizontes un paso adelante, $\hat{Y}_{t+h-1|t}$ corresponde al valor observado de Y en t y para horizontes mayores a uno a pronósticos de periodos anteriores.

regresores en la especificación de un modelo de factores dinámico —como aproximación del proceso generador de datos (PGD)— tal como fue propuesto por Giannone, Reichlin y Small (2005)⁶.

Formalmente, sea F el vector de componentes principales/factores de dimensión $q \times 1$ y X el vector de n variables no estacionarias, entonces el objetivo consiste en estimar $E(y_t | X_t)$ modelando y_t mediante la siguiente especificación que corresponde a un modelo autorregresivo de rezagos distribuidos (*ADL model*), cuyos pronósticos individuales se combinan posteriormente utilizando técnicas de combinación de pronósticos descritos en la sección *III.1.c*.

$$y_t = \beta(L)'_t F_t + \varepsilon_{t+1} \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (8)$$

IV. Resultados

En esta sección se efectúa la especificación, estimación, evaluación de modelos individuales para inflación; se obtienen los pronósticos individuales y se combinan los mismos utilizando como criterio el promedio simple que de acuerdo a la literatura tiene la virtud de ser imparcial, de fácil cálculo y en muchos casos parece superar en precisión a modelos más elaborados (Makridakis et al., 1982).

Posteriormente, se obtienen los factores en base a un conjunto de variables seleccionadas de acuerdo a distintos enfoques sobre las causas de la inflación, con los cuales se estiman los modelos individuales de tipo ADL y se combinan utilizando promedio simple. Por último, la capacidad predictiva de ambos métodos son examinados a partir de contrastes estadísticos.

IV.1 Descripción de datos

La muestra considera el periodo comprendido entre enero de 2000 y diciembre de 2010 (132 observaciones). La estimación de los modelos individuales se realiza para el periodo comprendido enero de 2000 y diciembre de 2009, reservando el periodo

⁶ Citado en D'amato, et al. (2010).

enero de 2010 a diciembre de 2010 para la evaluación de los pronósticos. Las variables consideradas son las siguientes:

- Índice de Precios al Consumidor (IPC). Fuente: Instituto Nacional de Estadística (INE)
- Índice General de Actividad Económica (IGAE). Fuente: INE
- Agregados monetarios: Emisión monetaria (EMI), M1, M2, M3 y M4. Fuente: Banco Central de Bolivia
- Gasto de gobierno. Fuente: Ministerio de Economía y Finanzas Pública de Bolivia
- Tipo de cambio nominal de venta (TCV) y tipo de cambio nominal de compra (TCC). Fuente: BCB
- Brecha cambiaria, definida como la diferencia entre el TCV y TCC
- Bolivianización de depósitos (BOLDE), definida como la razón de depósitos en moneda nacional (MN) y total de depósitos en el sistema bancario. Fuente: Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero (ASFI)
- Bolivianización de cartera (BOLCA), definida como la razón de colocaciones en MN y cartera total del sistema bancario. Fuente: ASFI
- Índice de Precios Externos (IPE) que considera el nivel de precios de los principales socios comerciales de Bolivia. Fuente: BCB
- Tasas de interés activa y pasiva efectivas en moneda nacional (IAEMN) y moneda extranjera (IAEME)

IV.2 Resultados empíricos

Los modelos considerados son los siguientes: modelo AR(1), modelo de intervención, modelo de función de transferencia con variable *input* el tipo de cambio, modelo VAR bivariado para inflación y variación del tipo de cambio nominal, y modelo VAR que incluye como variable exógena al Índice de Precios Externos.

IV.2.a Modelos individuales

Se estimaron distintos modelos que se resumen en las Tablas 1a y 1b. Un elemento común es que todos ellos presentan propiedades estadísticas razonables; en particular presentan un buen ajuste, residuos aproximadamente ruido blanco y estabilidad de parámetros.

El primer modelo corresponde a un proceso autorregresivo de primer orden (AR-1), donde la variable dependiente es la primera diferencia del IPC (ΔIPC). El segundo modelo es una función de intervención (Fdl-1) que incluye dos variables ficticias que toman el valor 1 para 2000.nov y 2008.dic, y 0 en otro caso, respectivamente; la primera corresponde a la crisis de Argentina de los años 2001 y 2002⁷, y la segunda a la crisis financiera internacional de 2008/2009 iniciada en el mercado hipotecario de EE. UU. El tercer modelo es un proceso autorregresivo de primer orden (AR-1a), con la diferencia que la variable dependiente corresponde a la diferencia logarítmica del IPC (ΔLnIPC). El cuarto modelo corresponde a una función de intervención (Fdl-1a), y corresponde al tercer modelo aumentado por las variables ficticias incluidas en el segundo modelo. El quinto modelo es una función de transferencia (FdT-1), donde la variable dependiente corresponde a la primera diferencia del IPC (ΔIPC) y la variable *input* las variaciones del tipo de cambio nominal de venta. El sexto modelo es igual al modelo anterior, aumentado por las variables ficticias (FdT-1a). El séptimo modelo pertenece a un proceso de vectores autorregresivos irrestricto (VAR-1) para las variables IPC y tipo de cambio nominal de venta, ambas en primeras diferencias. El octavo modelo es una variante del anterior (VAR-1a) e incorpora como variable exógena a la primera diferencia del índice de precios externos; esta variable se supone sigue un proceso autorregresivo de primer orden, por lo que este modelo se estimó por el método SUR (*Seemingly Unrelated Regression*). Por último, el noveno modelo (VAR-1b) es una variante del modelo anterior e incluye como variable

⁷ Ésta se originó por diversas causas, siendo las principales la aplicación de una deficiente política económica, la presencia de un pesado aparato estatal e inestabilidad política, y una deuda pública de 132.000 millones de dólares, que lo llevó a la cesación de pagos (*default*).

endógena adicional al Índice General de Actividad Económica (IGAE), todas transformadas en diferencia logarítmica.

Tabla 1a. Estimación de modelos individuales: 1993.ene – 2009.dic

Variable dependiente	AR-1	Fdl-1	AR-1a	Fdl-1a
	Δ IPC	Δ IPC	Δ Ln IPC	Δ Ln IPC
R ²	0.1255	0.3231	0.0952	0.2653
R ² corregido	0.1211	0.3128	0.0907	0.2542
D-W	2.0254	2.0458	2.0068	2.0291
Q(2)	0.117(0.733)	0.565(0.452)	0.008(0.931)	0.790(0.374)
Q(12)	25.077(0.009)	12.927(0.298)	20.051(0.045)	12.273(0.343)
Q(24)	34.449(0.059)	27.574(0.232)	32.101(0.098)	31.518(0.111)
RESET (F)	0.473(0.492)	0.016(0.901)	0.113(0.736)	0.451(0.503)
White (F)	0.124(0.725)	1.216(0.300)	0.263(0.609)	0.560(0.642)
Jarque-Bera	356.871(0.000)	141.012(0.000)	249.428(0.000)	117.262(0.000)
Breakpoint test <u>1</u> /	8.278(0.185)	n.a.	6.075(0.402)	n.a.

Fuente: Elaboración propia

1/ Prueba de *Quandt-Andrews unknown breakpoint*

Nota: Entre paréntesis valor-p del estadístico

Tabla 1b. Estimación de modelos individuales: 1993.ene – 2009.dic

Variable dependiente	FdT-1	FdT-1a	VAR-1	VAR-1a	VAR-1b
	Δ IPC	Δ IPC	Δ IPC	Δ IPC	Δ Ln IPC
R ²	0.2189	0.3680	0.3738	0.3729	0.3738
R ² corregido	0.2111	0.3552	0.3608	0.3569	0.3338
D-W	2.0242	1.9721	1.9153	1.9079	2.0140
Q(2)	0.362(0.547)	0.875(0.350)	0.436(0.804)	0.476(0.788)	0.103(0.950)
Q(12)	10.595(0.478)	7.562(0.752)	7.719(0.807)	7.929(0.791)	8.882(0.713)
Q(24)	28.850(0.185)	29.436(0.166)	29.527(0.201)	29.866(0.189)	27.501(0.282)
RESET (F)	5.437(0.021)	2.824(0.094)	1.853(0.177)	1.644(0.203)	0.397(0.530)
White (F)	0.876(0.454)	0.230(0.949)	0.275(0.894)	0.265(0.932)	0.620(0.824)
Jarque-Bera	167.839(0.000)	86.716(0.000)	120.626(0.000)	128.529(0.000)	190.577(0.000)
Breakpoint test <u>1</u> /	5.311(0.759)	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.

Fuente: Elaboración propia

1/ *Quandt-Andrews unknown breakpoint test*

Nota: Entre paréntesis valor-p del estadístico

IV.2.b Combinación de pronósticos individuales

Con los modelos descritos en la sección IV.2.a se efectuaron pronósticos individuales para el periodo 2010.ene – 2010.dic, que posteriormente fueron combinados asignando distintos pesos a los pronóstico individuales.

Entre las estimaciones de los modelos individuales destaca el buen desempeño de los modelos VAR con relación al resto de los modelos considerados, contraponiéndose incluso a la creencia común que en el corto plazo los pronósticos con los modelos univariados son superiores, especialmente los modelos ARIMA. Los criterios de evaluación de pronóstico MAE (error absoluto medio) y MAPE (error absoluto medio porcentual) ubican en primer lugar al modelo VAR que incluye como variables endógenas a la diferencia logarítmica del IPC, tipo de cambio e Índice General de Actividad Económica, mientras RMSE y el coeficiente U de Theil, lo categorizan como el segundo y tercer mejor modelo, respectivamente. Asimismo, las otras variantes del modelo VAR ocupan posiciones próximas al modelo VAR-1b (Tablas 2a-2c).

La explicación posiblemente tenga relación con las propiedades estadísticas de los modelos VAR, ya que estos incorporan la retroalimentación entre las variables endógenas y correlación contemporánea entre los errores, los que representan un conjunto mayor de información que se traduce en una mayor precisión de los pronósticos.

**Tabla 2a. Performance de modelos de pronóstico individuales
2010.ene -2010.dic**

Criterio	AR-1	Fdl-1	AR-1a
	Δ IPC	Δ IPC	Δ Ln IPC
RMSE	1.6499	1.6465	1.5858
MAE	1.2010	1.1963	1.3729
MAPE	0.9975	0.9935	1.1614
U-Theil	0.0070	0.0070	0.0067

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 2b. Performance de modelos de pronóstico individuales
2010.ene -2010.dic**

Criterio	Fdl-1a	FdT-1	FdT-1a
	$\Delta \ln$ IPC	Δ IPC	Δ IPC
RMSE	1.5821	1.6500	1.4724
MAE	1.3669	1.2645	1.2517
MAPE	1.1564	1.0635	1.0510
U-Theil	0.0066	0.0062	0.0062

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 2c. Performance de modelos de pronóstico individuales
2010.ene -2010.dic**

Criterio	VAR-1	VAR-1a	VAR-1b
	Δ IPC	Δ IPC	$\Delta \ln$ IPC
RMSE	1.5706	1.5582	1.5060
MAE	1.2448	1.2205	1.0486
MAPE	0.0104	0.0102	0.0087
U-Theil	0.0066	0.0066	0.0064

Fuente: Elaboración propia

Previa a la combinación de pronósticos, se aplicó la metodología de Constantini y Pappalardo *op. cit.* de contraste de englobamiento de los modelos individuales. Se ordenaron de menor a mayor los pronósticos individuales según RMSE y se realizó de manera secuencial la prueba de englobamiento, tomando como *benchmark* el modelo con el mínimo RMSE. En todos los casos se obtuvieron valores-*p* del estadístico *t* superior a los niveles de significancia utilizados en la práctica, hallándose estos entre un mínimo de 0.695 y un máximo de 0.875. La conclusión es que ninguno de los modelos abarca al resto de los modelos, por lo que se optó por la combinación de los pronósticos de todos los modelos individuales.

Al comparar la precisión de los pronósticos combinados con el desempeño de los pronósticos de los modelos individuales, se aprecia de manera notable la superioridad de los primeros, pero especialmente de la combinación con ponderaciones basadas en RMSE (Tabla 3). Todas las medidas de exactitud utilizadas lo clasifican con holgura en primer lugar (Tablas 1a, 1b; Apéndice). De acuerdo a las mismas medidas, le sigue en importancia los pronósticos combinados con promedio

simple como ponderadores. En tercer lugar, queda clasificado los pronósticos con el proceso VAR-1b.

**Tabla 3. Desempeño de la combinación de pronósticos
2010.ene -2010.dic**

Criterio	Combinación	
	Promedio	RMSFE
RMSE	1.1119	1.1110
MAE	0.9250	0.9246
MAPE	0.0078	0.0078
U-Theil	0.0049	0.0049

Fuente: Elaboración propia

IV.3 Modelos de factores

Si bien la base de datos considerada incluye un número relativamente reducido de variables, en esta sección se estiman modelos individuales utilizando como predictores los factores (componentes principales) que se calculan mediante el análisis multivariante de componentes principales. El propósito es comparar la capacidad predictiva de esta metodología con la combinación de pronósticos.

IV.3.a Modelos individuales y combinación de pronósticos

La técnica de componentes principales se aplicó al conjunto de variables listadas en la sección IV.1. El número de factores se calculó utilizando como criterio la metodología de Kaiser-Guttman⁸ y la estimación de la matriz de cargas factoriales mediante el método *Squared Multiple Correlation*.

Para evitar los efectos distorsionantes de las unidades de medida de las variables incluidas en el análisis, la selección de los factores se realizó utilizando la matriz de correlaciones. De esta manera se obtuvieron tres factores con cargas bipolares, por lo que para mejorar la interpretación de los factores se realizó la rotación de factores por el método Varimax. El primer factor tiene cargas altas y positivas para los tipos de cambio de venta y compra, y carga alta y negativa para la tasa de interés activa en

⁸ Mediante este método solamente se retienen aquellos factores con autovalor mayor a uno.

moneda extranjera; el segundo factor presenta cargas altas y positivas para los coeficientes de bolivianización —de depósitos y cartera—, Índice de Precios al Consumidor, Índice de Precios Externos, agregados monetarios M3 y M4, y brecha cambiaria; y el tercer factor presenta cartas altas y positivas para los agregados monetarios M1 y M2.

Con los factores se estimaron modelos ADL bivariados, donde la variable dependiente es el IPC (p_t) y el predictor cada uno de los factores calculados (x_{jt} , $j=1,2,3$), del siguiente tipo:

$$p_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i p_{t-i} + \sum_{i=0}^p \beta_i x_{j,t-i} + \mu_i \quad (9)$$

Considerando que el IPC y los factores tienen características no estacionarias⁹, los modelos fueron estimados con las variables en primeras diferencias. En las estimaciones todos los factores resultaron estadísticamente significativos al 90% de nivel de confianza. En la primera regresión (Mod-1), resultó significativo el primer factor contemporáneo; en el segundo modelo (Mod-2), el segundo y tercer rezagos; y en el tercer modelo (Mod-3), el tercer rezago.

Por otra parte, los tres modelos presentan propiedades estadísticas razonables. Los residuos son aproximadamente ruido blanco según el test de multiplicador de Lagrange de Breush-Pagan y el test de White, y los parámetros estimados estables según el test de Quandt-Andrews, aunque las perturbaciones no presentan una distribución normal¹⁰.

⁹ El orden de integración de las distintas variables se determinó mediante la prueba de Dickey-Fuller Ampliado, cuyos resultados por brevedad no se reportan.

¹⁰ Mod-1: LM(2) = 1.022(0.364), LM(4) = 1.021(0.369); White = 0.783(0.685); Q-A = 11.806(0.356); JB = 85.3(0.000). Mod-2: LM(2) = 0.170(0.844), LM(4) = 0.203(0.936); White = 0.589(0.867); Q-A = 14.147(0.185); JB = 113.2(0.000). Mod-3: LM(2) = 0.317(0.729), LM(4) = 0.251(0.909); White = 0.839(0.582); Q-A = 11.375(0.256); JB = 114.2(0.000). Nota: LM denota el test multiplicador de Lagrange; White, test de heterocedasticidad de White; Q-A, test de Quandt-Andrews; y JB, test de Jarque-Bera. Entre paréntesis el valor-p del estadístico.

IV.3.b Pronósticos individuales y combinación de pronósticos

De manera similar a la Sección IV.2.b en este epígrafe se examina la capacidad predictiva de los modelos individuales y de la combinación de los mismos, asignando a cada pronóstico ponderaciones basadas en el promedio simple y RMSE.

No obstante, a diferencia de los resultados reportados en la sección anterior, las ventajas de la combinación de pronósticos individuales no son tan claras. Los criterios RMSE, MAE y U-Theil ubican a la combinación que utiliza ponderadores basados en RMSE en segundo lugar, y solamente MAPE lo categoriza en primer lugar. Asimismo, de acuerdo a los distintos criterios, la combinación basada en el promedio simple queda ubicada inmediatamente después de la anterior (Tabla 4).

Tabla 4. Desempeño de modelos de pronóstico basado en factores 2010.ene -2010.dic

Modelo	Mod-1	Mod-2	Mod-3	Pool	
				Promedio	RMSFE
RMSE	1.6468	1.6137	1.6478	1.6355	1.6353
MAE	1.1113	1.1287	1.1319	1.1203	1.1203
MAPE	0.9190	0.9353	0.9369	0.0093	0.0093
U-Theil	0.0070	0.0068	0.0070	0.0069	0.0069

Fuente: Elaboración propia

IV.3.c Análisis comparado de pronósticos utilizando la combinación y factores

Por último, para comparar la capacidad predictiva de ambas metodologías (combinación de pronósticos y modelos de factores) se regresionó el Índice de Precios al Consumidor (P) sobre la combinados de pronósticos de los modelos individuales y la combinación de pronósticos obtenidos mediante los modelos de factores. (Estos regresores se denotan con F_1^i y F_2^i , respectivamente, donde $i= P, R$, representan las ponderaciones promedio simple y basadas en RMSE). La hipótesis nula ha contrastarse es que ninguno de los modelos engloba a otro, en términos de menor varianza de los errores de pronóstico.

- Comparación de pronósticos combinados como promedio simple

$$\hat{P}_t = -294.81 - 9.69 \times F_{1,t}^P + 13.24 \times F_{2,t}^P$$

$$(39.360) \quad (1.689) \quad (2.013)$$

$$R^2 = 0.969, \bar{R}^2 = 0.962, F = 126.58 (0.000), D-W = 2.078$$

- Comparación de pronósticos combinados con ponderaciones basadas en RMSE

$$\hat{P}_t = -294.77 - 9.76 \times F_{1,t}^R + 13.31 \times F_{2,t}^R$$

$$(40.280) \quad (1.6742) \quad (2.074)$$

$$R^2 = 0.968, \bar{R}^2 = 0.960, F = 121.68 (0.000), D-W = 2.057$$

Nota: Debajo de los coeficientes estimados, entre paréntesis, se reportan las desviaciones estándar

Dada la significancia estadística —al 99% de nivel de confianza— de todos los coeficientes, incluido la constante, y la significancia global del modelo dado por los estadísticos \bar{R}^2 y F , se rechaza la hipótesis nula. Por lo tanto, se concluye que ninguno de los procedimientos es mejor que otro en términos relativos como método de pronóstico relevante; resultado que es consistente con los hallazgos de trabajos como de D'amato et al. (2010). No obstante, de acuerdo a la experiencia reciente en la aplicación de éstas técnicas, la combinación de pronósticos tiene la ventaja de ser más flexible para la actualización de pronósticos a medida que se cuenta con nueva información.

V. Conclusiones

Para decisiones de política monetaria y cambiaria es clave que los bancos centrales cuenten con pronósticos sobre variables clave como inflación, producto y agregados monetarios. Hasta el presente, esta necesidad en el BCB se ha estado atendiendo mediante la aplicación de modelos estadísticos y econométricos individuales, existiendo al presente un marcado interés en la implementación de las metodologías la combinación de pronósticos y de modelos de factores, debido a su superioridad en la generación de pronósticos, mostrada en la literatura empírica reciente sobre pronósticos.

En este artículo, que significa un primer avance en el aprendizaje y aplicación de estas metodologías de pronóstico, las mismas se han aplicado a la predicción de la inflación para el periodo comprendido entre enero y diciembre de 2010, utilizando como muestra el periodo enero de 1993 y diciembre de 2010. Los resultados son alentadores y se hallan en línea con los hallazgos de otros trabajos para otros países de la región.

Un primer resultado apunta en la dirección de que la combinación de pronósticos individuales que utiliza ponderaciones basadas en RMSE, muestra una clara superioridad respecto a los modelos individuales, entre ellos los modelos estocásticos univariados y sistemas VAR, ampliamente utilizados en los bancos centrales. Este resultado es robusto a las distintas medidas de exactitud de pronósticos.

Por su parte, la combinación de pronósticos obtenidos mediante los modelos de factores no muestra una clara ventaja en relación a los modelos individuales, esto es respecto a los modelos autorregresivos de rezagos distribuidos bivariantes (ADL). La mayoría de los criterios de evaluación ubican en segundo lugar a la combinación de pronósticos.

Cuando se compara la precisión de la combinación de pronósticos con los de modelos de factores, mediante un contraste de englobamiento, se constata que ninguno muestra una ventaja respecto al otro, esto es, ambos modelos tienen la misma capacidad predictiva. Sin embargo, de acuerdo a la experiencia, la combinación de pronósticos ha mostrado una alta flexibilidad para la actualización de pronósticos a medida que van apareciendo nueva información.

En consecuencia, a manera de reflexión final, se puede señalar que debido a sus ventajas comparativas, la metodología de combinación de pronósticos puede ser aplicada a la predicción de distintas variables clave para las decisiones de política monetaria, tales como el producto y agregados monetarios, por lo que el reto es avanzar en estos frentes.

Referencias bibliográficas

Ahumada, H., (2009). «Forecasting a monetary aggregate under conditions of instability: Argentina after 2002», mimeo, noviembre 2009

Bello, O. “*Pool de pronósticos de inflación en Nicaragua*”, vr. Preliminar, Banco Central de Nicaragua

Costantini, M. y Pappalardo, C., (2008). «Combination of forecast methods using encompassing tests: an algorithm-based procedure», economics series 228, Institute for Advanced Studies, Viena

Coulson, N.E. y Robins, R., (1993). «Forecast Combination in a Dynamic Setting», *Journal of Forecasting*, 12, pp. 63-67

D’Amato, L.; Garegnani, L.; y Blanco, E., (2010). «Using the flow of conjectural information for short term forecasting of economic activity in Argentina», Banco Central de Argentina, junio 2010

Diebold, F. y Lopez, J., (1996). «Forecast Evaluation and Combination», NBER, Technical working paper 192

Diebold, F. y Pauly, p., (1987). «Structural Change and the Combination of Forecasts», *Journal of Forecasting*, 6, pp. 21-40

Diebold, F.X. y Mariano, R., (1995). «Comparing Predictive Accuracy», *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, pp. 253-263

Ericsson, N. R., (1992). «Parameter Constancy, Mean Square Forecast Errors, and Measuring Forecast Performance: An Exposition, Extensions, and Illustration», *Journal of Policy Modelling*, 4, pp. 465-495

Granger, C.W.J. y Ramanathan, R., (1984). «Improved Methods for Combining Forecasts», *Journal of Forecasting*, 3, pp. 197-204

Hallman, J. y Kamstra, M., (1989). «Combining Algorithms Based on Robust Estimation Techniques and Co-integrating Restrictions», *Journal of Forecasting*, 8, pp. 189-198

Harvey, D., Leybourne, S. y Newbold, P., (1997). «Testing the Equality of Mean Squared Errors», *International Journal of Forecasting*, 13, pp. 281-291

Hendry, D. F. y Nielsen, B., (2007). *Econometric Modeling: a Likelihood Approach*, Princeton University Press

Humérez, J., (2010). «Modelos de pronóstico de inflación en el Banco Central de Bolivia: una evaluación crítica». Mimeo, Banco Central de Bolivia, octubre 2010

Cerezo, S.; Humérez, J. y Cossío, J., (2010). «El desempeño del régimen cambiario boliviano en el periodo de la post estabilización». Mimeo. Banco Central de Bolivia, junio 2010

Informe de Política Monetaria, Banco Central de Bolivia, números diciembre 2006 a julio 2010

Makridakis, S., Anderson, A., Carbone, R., Fildes, R., Hibon, M., Lewandowski, R., Newton, J., Parzen, E., y R. Winkler, (1982). «The accuracy of extrapolation (time series) methods: Results of a forecasting competition», *Journal of Forecasting* 1, pp. 111-153

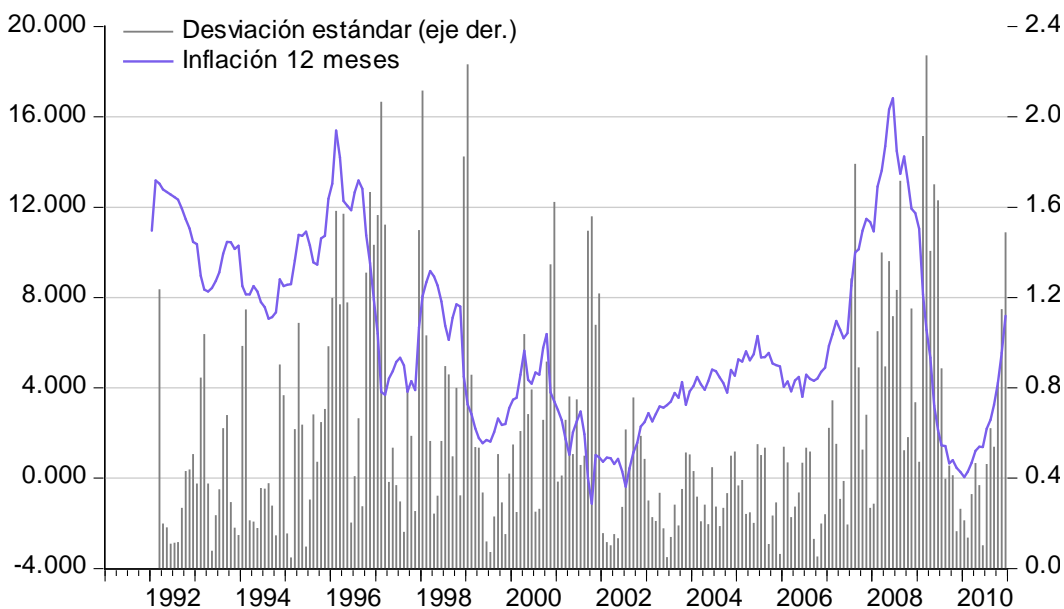
Makridakis, S.; Wheelwright, S.C., y Hyndman, R. J., (1998). *Forecasting: methods and applications*, 3ra. ed., cap. 11

Memoria del Banco Central de Bolivia, gestiones 1992 – 2009

Winkler, R. L., y S. Makridakis, (1983). «The combination of forecasts», *Journal of the Royal Statistical Society A*, 146, 150–157

Apéndice

Gráfico 1. Evolución de la desviación estándar de la inflación: 1991 - 2010



Fuente: Elaboración propia

Tabla 1a. Jerarquización de pronósticos: 2010.ene - 2010.dic

Modelo	RMSE	Modelo	MAE
comb. RMSE	1.11105	comb. RMSE	0.92464
comb. prom.	1.11185	comb. prom.	0.92500
FdT-1a	1.47237	VAR-1b	1.04861
VAR-1b	1.50602	FdI-1	1.19629
VAR-1a	1.55823	AR-1	1.20103
VAR-1	1.57057	VAR-1a	1.22046
FdI-1a	1.58208	VAR-1	1.24483
AR-1a	1.58577	FdT-1a	1.25172
FdI-1	1.64647	FdT-1	1.26446
AR-1	1.64993	FdI-1a	1.36693
FdT-1	1.64999	AR-1a	1.37293

Fuente: Elaboración propia en base a las Tablas 2a-2d, Sección IV.1.b

Tabla 1b. Jerarquización de pronósticos: 2010.ene – 2010.dic

Modelo	MAPE	Modelo	U-Theil
comb. RMSE	0.00784	comb. RMSE	0.00491
comb. prom.	0.00784	comb. prom.	0.00491
VAR-1b	0.00868	FdT-1	0.00619
VAR-1a	0.01019	FdT-1a	0.00620
VAR-1	0.01040	VAR-1b	0.00636
FdI-1	0.99350	VAR-1a	0.00657
AR-1	0.99752	VAR-1	0.00662
FdT-1a	1.05095	FdI-1a	0.00665
FdT-1	1.06347	AR-1a	0.00666
FdI-1a	1.15641	FdI-1	0.00695
AR-1a	1.16138	AR-1	0.00697

Fuente: Elaboración propia en base a las Tablas 2a-2d, Sección IV.1.b