

NOTAS DE INVESTIGACIÓN

Esta sección tiene por objetivo divulgar artículos breves escritos por economistas del Banco Central de Chile sobre temas relevantes para la conducción de las políticas económicas en general y monetarias en particular. Las notas de investigación, de manera frecuente, aunque no exclusiva, responden a solicitudes de las autoridades del Banco.

UN MODELO DE FACTORES DINÁMICOS DE PEQUEÑA ESCALA PARA EL IMACEC*

Gonzalo Echavarría M. **
Wildo González P.**

I. INTRODUCCIÓN

En general, las proyecciones de la actividad económica y su trayectoria son parte de la base fundamental sobre la cual la mayoría de los bancos centrales toman las decisiones de política monetaria. En este contexto, el desarrollo de modelos predictivos siempre es útil en la medida en que diversifiquen el universo de metodologías de proyección susceptibles de ser combinadas, con esto reduciendo el error de pronóstico y facilitando la discusión de la información utilizada para realizar dichas proyecciones.

La literatura sobre proyecciones de corto plazo es amplia y variada. Una corriente intenta incorporar gran cantidad de información coyuntural mediante distintas técnicas econométricas, que los modelos estructurales no son capaces de asimilar, dado que los microfundamentos que subyacen a ellos no están lo suficientemente preparados para incorporar todas las variables que pueden ser de interés para la autoridad monetaria. En este contexto se han presentado avances como de Boivin y Giannoni (2006), pero que no ha sido aplicado a proyecciones.

La literatura de modelos de factores dinámicos ha tratado de resolver este problema, permitiendo la descomposición de grandes paneles de datos en un pequeño número de factores comunes (Stock y Watson, 1999 y 2002; Forni et al., 2000 y 2005). Para el caso de Chile, destaca el estudio de Aguirre y Céspedes (2004) quienes utilizan una

gran base de indicadores económicos. También estos métodos se han combinado con las técnicas estándares de un VAR para identificar los efectos de la política monetaria en un gran número de variables (Bernanke, Boivin y Elias, 2005; Stock y Watson, 2005; Boivin y Giannoni, 2008).

Con respecto a lo controversial que pueda resultar el hecho de utilizar una gran base de datos versus un pequeño factor dinámico, Boivin y Ng (2003) mencionan que las propiedades asintóticas de los modelos de factores a gran escala están lejos de mantenerse en aplicaciones empíricas. El resultado principal de esta línea de investigación, es que en aplicaciones empíricas, a mayor número de series, mayor es la correlación con el factor idiosincrásico, lo cual puede sesgar los resultados del factor común. Un claro indicio de esto se presenta en Banbura, Giannone y Reichlin (2010), quienes evalúan su VAR bayesiano con técnicas de *bayesian shrinkage*, encontrando que este supera ampliamente a un VAR de factores aumentados (FAVAR), siendo uno de los hechos más notables es que al aumentar el número de factores, disminuye la capacidad predictiva del FAVAR.

En la literatura reciente se han desarrollado modelos de factores dinámicos de pequeña escala, basados en una selección previa de las series a utilizar, teniendo en cuenta que es relativamente sencillo para los analistas reconocer las series que están más relacionadas con la variable que uno está interesado en proyectar. Esta línea argumental ha

* *Agradecemos los comentarios y sugerencias de Luis Óscar Herrera, Pablo Pincheira y Hernán Rubio.*

** *Gerencia de Análisis Macroeconómico, Banco Central de Chile. E-mails: gechavar@bcentral.cl; wgonzale@bcentral.cl*

sido seguida por Camacho y Pérez-Quirós (2010) para la Eurozona y para España, y Frale et al., (2008) también para la Eurozona, pero la contribución más notable es la de Mariano y Murasawa (2003) quienes, siguiendo a Stock y Watson (1988) realizan una revisión previa de las variables que mejor representan la contabilidad nacional, tomando indicadores que de alguna manera capturen los efectos que tienen sobre el ingreso, la oferta y la demanda. Este enfoque tiene la ventaja de evitar la incorporación de series irrelevantes que podrían afectar las propiedades estadísticas de los resultados, no habiendo aún estimaciones de este tipo para Chile.

Este documento desarrolla de manera exploratoria para Chile un conjunto de estimaciones basadas en factores dinámicos de pequeña escala para el Imacec, a través de la preselección de series que, a nuestro juicio, es posible identificar como relacionadas con el ciclo económico. Las estimaciones muestran resultados significativamente superiores que algunos modelos autorregresivos estándares a distintos horizontes. Además, estas estimaciones permiten ampliar la diversificación de metodologías, permitiendo posibles combinaciones futuras con modelos de otra naturaleza, dando la potencialidad de mejorar el desempeño fuera de muestra de los pronósticos. El documento se organiza en una breve descripción de la metodología utilizada en los modelos, los datos utilizados, los principales resultados y el desempeño predictivo, para finalmente concluir.

II. METODOLOGÍA

Los modelos de factores dinámicos fueron desarrollados en sus inicios por Geweke (1977), Sargent y Sims (1977), Stock y Watson (1988) y Watson y Engle (1983). Estos modelos se caracterizan por su flexibilidad, ya que permiten caracterizar comovimientos en las variables macroeconómicas que admiten descomposiciones de los factores. El modelo de factor dinámico se basa en que la dinámica de cada serie se puede descomponer en dos componentes ortogonales.

El primer componente, llamado componente común y se denota por f , captura la dinámica colineal que afecta a todas las variables y se puede interpretar como un indicador coincidente del ciclo económico. Para ello nos sustentamos en el

hecho de que las condiciones económicas son una variable latente o no observada, pero relacionada a los indicadores observados. La latencia de las condiciones económicas es coherente con la teoría económica. Lucas (1977) enfatiza que el ciclo económico no se trata de una sola variable (como PIB, producción industrial, ventas minoristas, empleo u otra), sino más bien de la dinámica y la interacción o comovimiento de muchas variables.

El segundo componente, llamado componente idiosincrásico y que se denota por el indicador u_t , proviene de posibles errores de medición y de hechos esenciales que afectan únicamente al comportamiento de esta variable. La estructura básica de un modelo de factores dinámicos puede tener la siguiente forma:

$$y_t = \Phi f_t + \Psi x_t + u_t \quad (1)$$

$$f_t = \Lambda w_t + A_1 f_{t-1} + A_2 f_{t-2} + \dots + A_{t-p} f_{t-p} + v_t \quad (2)$$

$$u_t = C_1 u_{t-1} + C_2 u_{t-2} + \dots + C_{t-p} u_{t-p} + \varepsilon_t \quad (3)$$

En la ecuación (1), y_t es un vector de variables endógenas, Φ y Ψ son matrices de parámetros, x_t es un vector de variables exógenas no relacionadas al factor común no observable pero sí relacionadas a las variables endógenas y, por último, u_t es un vector de residuos.

La estructura del factor dinámico está representada en la ecuación (2), donde f_t es el factor común no observado, A_t es una matriz de parámetros de autocorrelación, Λ es un vector de parámetros, w_t es un vector de variables exógenas relacionadas al factor pero no relacionadas a las variables endógenas del modelo, y v_t es un vector de residuos. En la ecuación (3) se supone una estructura de autocorrelación de los residuos.

En nuestro caso, siguiendo principalmente los primeros modelos de factores dinámicos y en una versión más reciente de Camacho y Pérez-Quirós (2010), utilizamos técnicas de máxima verosimilitud y el filtro de Kalman¹. Sin embargo, para facilitar

¹ Para más detalle, ver Hamilton (1994), capítulo 13.

la estimación, es necesario tomar las ecuaciones (1) – (3) que describen el conjunto básico de un modelo de factores dinámicos y llevarlas a una representación estado-espacio de la siguiente forma:

$$Y_t = Hh_t + w_t \quad (4)$$

donde $w_t \sim i.i.d.N(0,R)$. La ecuación de transición es igual a:

$$h_t = Fh_{t-1} + \xi_t \quad (5)$$

siendo $\xi_t \sim i.i.d.N(0,Q)$. Se toma una matriz de covarianzas de forma diagonal de las variables endógenas y la matriz de covarianzas del factor dinámico como una matriz de identidad. El número de rezagos del factor dinámico es igual a dos.

Esta representación estado-espacio es fácil de estimar utilizando el filtro de Kalman (ver Hamilton, 1994). Sea $h_{t|\tau}$ la estimación de h_t basada en la información disponible al período τ , y sea $P_{t|\tau}$ su matriz de covarianzas. Con esta notación, las ecuaciones de predicción son iguales a:

$$h_{t|t-1} = Fh_{t-1|t-1} \quad (6)$$

$$P_{t|t-1} = FP_{t-1|t-1}F' + Q \quad (7)$$

Los errores de proyección son $\eta_{t|t-1} = Y_t^* - Y_t^*H_{t|t-1}$, con una matriz de covarianzas $\zeta_{t|t-1} = H_t^*P_{t|t-1}H_t^{*'} + R_t^*$. Así la función de máxima verosimilitud gaussiana se puede calcular en cada iteración como:

$$\Delta l_t = -\frac{1}{2} \ln(2\pi |\zeta_{t|t-1}|) - \frac{1}{2} \eta_{t|t-1}' (\zeta_{t|t-1})^{-1} \eta_{t|t-1} \quad (8)$$

Las ecuaciones de actualización son:

$$h_{t|t} = h_{t|t-1} + K_t^* \eta_{t|t-1} \quad (9)$$

$$P_{t|t} = P_{t|t-1} + K_t^* H_t^* P_{t|t-1} \quad (10)$$

donde la ganancia de Kalman, K_t^* , se define como $K_t^* = P_{t|t-1} H_t^{*'} (\zeta_{t|t-1})^{-1}$. Los valores iniciales de $h_{0|0}$ y $P_{0|0}$ usados al inicio del filtro son un vector de ceros y una matriz de identidad.

III. DATOS

La lista de las variables utilizadas en la estimación se presenta en el cuadro 1. El período de la muestra es de enero de 1996 a diciembre de 2009, y las series están definidas en variaciones anuales, con excepción de las variables de expectativas y la tasa de interés. En este documento, el modelo de factor dinámico es estimado con una muestra balanceada. Otros autores han desarrollado modelos con información en distinta frecuencia y disponibilidad, como Camacho y Pérez-Quirós (2010) para la Eurozona y España, y Arouba, Diebold y Scotti (2009) para EE.UU. Esta es una extensión que esperamos abordar más adelante en nuestra agenda de investigación.

La lógica de la selección de las series utilizadas se basa en el trabajo de Stock y Watson (1988), modificado posteriormente por Mariano y Murasawa (2003) y Camacho y Pérez-Quirós (2010), quienes enfatizan la intuición y el conocimiento previo de los datos como una fuente primordial de información. A nuestro juicio, estas variables son las más representativas para el ejercicio de proyecciones por medio de un modelo de factores dinámicos para el caso de Chile.

En estos estudios previamente citados se utilizan indicadores que miden la actividad por distintas vías (ingreso, oferta, demanda) e incorporan algún grado de juicio respecto de la importancia de cada variable. Por el lado de la oferta se utiliza el consumo energético del CDEC como una medida de uso de capacidad instalada, tal como hicieron Urrutia y Sánchez (2008). Por el lado de la oferta también se utiliza el índice de producción industrial del INE, por su conocida relación con el ciclo del Imacec.

Por el lado de la demanda, tenemos las exportaciones totales e industriales como un indicador de demanda externa. Se utilizan las importaciones por su fuerte relación con la demanda interna en términos del consumo de bienes durables y no durables, la acumulación de existencias y la inversión física en maquinarias y equipos. En esta misma dirección los indicadores de bienes de consumo de la Cámara Nacional de Comercio (CNC) y las ventas industriales del INE son buenos candidatos como medidas de demanda de bienes de consumo, no solo de origen importado sino también de origen

CUADRO 1

Variables Utilizadas en los Distintos Modelos

	m1	m2	m3	m4	m5	m6	m7	m8
Imacec (1)	×	×	×	×	×	×	×	×
Generación eléctrica (2)	×	×	×	×	×	×	×	×
Agregado monetario M2 (1)	×	×	×	×	×	×	×	×
Tipo de cambio real (1)	×	×	×	×	×	×	×	×
Exportaciones totales (1)	×	×	×	×	×			×
Exportaciones industriales (1)						×	×	×
Importaciones totales (1)	×	×	×	×	×			×
Importaciones intermedio (1)						×	×	×
Producción industrial (3)			×	×				×
Ventas industriales (3)			×	×				×
Ventas comercio minoristas (4)						×	×	×
Ventas de supermercados (3)						×	×	×
Índice Bolsa IPSA (5)				×	×	×		×
Tasa de colocaciones, 90 días a 1 año (1)				×	×	×		×
IMCE total (6)		×			×		×	×
IMCE uso de capacidad industria (6)		×			×		×	×

Fuente: (1) Banco Central de Chile. (2) CDEC. (3) Instituto Nacional de Estadísticas (INE). (4) Cámara Nacional de Comercio (CNC). (5) *Bloomberg*. (6) ICARE/Universidad Adolfo Ibáñez

local. Por último, el agregado monetario M2 permite incluir una medida de liquidez.

Adicionalmente, tratando de captar la formación de expectativas por parte de los agentes, se incluye el IMCE, tanto en su índice total como en el indicador de uso de capacidad industrial. Con este mismo argumento se incluyen el índice bursátil IPSA y la tasa de colocaciones de 90 días a un año como medida de las condiciones financieras en la economía.

IV. ESTIMACIÓN

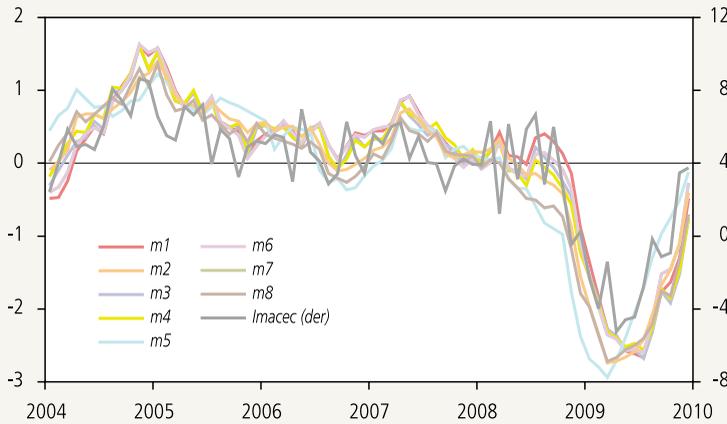
La elección de las variables a incluir en el modelo se sustenta en el intento de extraer la mayor información posible de los datos utilizados. Todos los modelos incluyen el Imacec y distintas combinaciones de indicadores. El modelo 1 privilegia series cuya disponibilidad es anterior a otros indicadores mensuales, esto es, exportaciones, importaciones, generación eléctrica y M2.

En el modelo 2, se agregan las expectativas del IMCE total y las expectativas de uso de capacidad de la misma encuesta. En el modelo 3, se agregan al modelo 1 las variables de producción y ventas industriales. En el modelo 4 se agregan al modelo 3 las variables de condiciones financieras, el IPSA y una tasa de interés. En el modelo 5, se eliminan del 4 la producción y la venta industrial y se agregan las variables de expectativas IMCE total y uso de capacidad. En el modelo 6, se agregan al modelo 4 las variables relacionadas al consumo, ventas de comercio minorista de la CNC. Para el modelo 7 se excluyen del modelo 6 el IPSA y la tasa de interés, y se agregan los dos índices del IMCE. El modelo 8 esta compuesto por un total de 16 variables.

La metodología adoptada en este documento se basa en la idea de que los comovimientos entre las variables macroeconómicas tienen un elemento común, el factor común, que se mueve de acuerdo con la dinámica del ciclo económico. Para

GRÁFICO 1

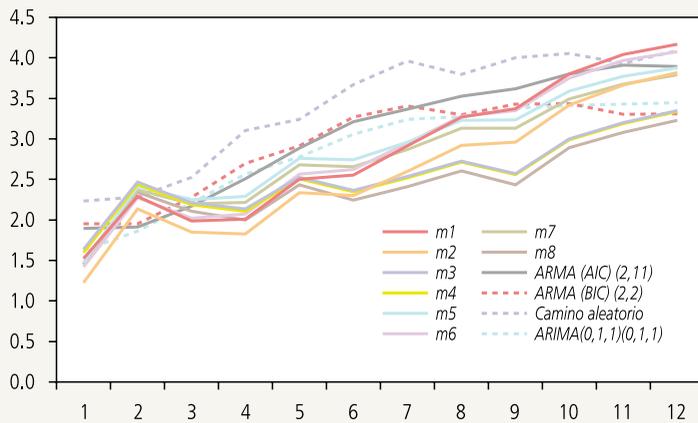
Factor Común



Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO 2

RECM – Enero 2006 a Diciembre 2009



Fuente: Elaboración propia.

comprobar si los factores estimados concuerdan con el ciclo económico de Chile, el gráfico 1 muestra los factores comunes f_t calculados en los distintos modelos (escala izquierda) y el Imacec (escala derecha). Las dinámicas estimadas del ciclo económico son muy similares entre los distintos modelos, lo que sugiere que su seguimiento del ciclo económico es adecuado.

El cuadro 2 muestra los “factors loadings”, matriz Φ de la ecuación (1), obtenidos de la estimación de máxima verosimilitud, que muestra el grado en que la variación de cada variable observada puede

ser explicada por la variable latente. En la gran mayoría de los casos, las estimaciones están relacionadas positivamente y son estadísticamente significativas, indicando que estas serían procíclicas, validando de esta forma el criterio utilizado en la preselección de los indicadores. El tipo de cambio real y la tasa de interés también muestran el resultado esperado, en cuanto a que estarían negativamente relacionados con la variable latente.

V. EVALUACIÓN DE PRONÓSTICOS

El siguiente paso consiste en responder la pregunta acerca del grado de bondad de los factores dinámicos para las proyecciones de corto plazo del Imacec; es por ello que, para evaluar la eficacia de su capacidad predictiva, se procede a realizar proyecciones dinámicas en pseudo tiempo real desde enero del 2005 hasta diciembre del 2009, desde un período en adelante hasta 12 períodos. Con el objeto de contrastar los resultados con algunos modelos univariados, adicionalmente se realiza el mismo ejercicio de proyección para un modelo de camino aleatorio, ARMA (AIC) (2,11)², ARMA (BIC) (2,2), y un SARIMA (0,1,1) (0,1,1).

Los resultados de este ejercicio y la raíz del error cuadrático medio (RECM) de pronóstico se presentan en el gráfico 2.

El período abarca de enero del 2006 a diciembre del 2009. En este se observa un buen desempeño de las distintas especificaciones de los modelos de factores dinámicos; a un período en adelante vemos una notable ganancia; en el segundo período, los modelos univariados parecen tener un desempeño algo mejor, pero del tercer período en adelante los modelos de factores dinámicos vuelven a tener un mejor desempeño.

² La selección de los modelos ARMA(p,q) se basaron en criterios de información utilizados en la función @bjautofit de Winrats 8.0.

CUADRO 2

Factor Loadings

	m1	m2	m3	m4	m5	m6	m7	m8
Imacec	0.27 (4.8)	0.22 (3.11)	1.08 (7.09)	0.94 (5.16)	0.19 (4.1)	0.31 (3.98)	0.19 (3.94)	0.76 (16.5)
Generación eléctrica	0.15 (3.66)	0.18 (2.89)	0.71 (5.49)	0.64 (4.4)	0.18 (3.61)	0.18 (3.28)	0.19 (3.52)	0.75 (11.67)
Agregado monetario M2	0.33 (4.31)	0.26 (2.57)	1.15 (5.44)	1.00 (4.35)	0.17 (2.5)	0.35 (3.64)	0.18 (2.58)	0.82 (8.6)
Tipo de cambio real	-0.03 (-1.41)	-0.08 (-1.68)	-0.06 (-1.23)	-0.15 (-1.6)	-0.10 (-2.09)	-0.03 (-1.31)	-0.10 (-2.04)	-0.21 (-5.79)
Exportaciones totales	0.25 (2.93)	0.36 (2.68)	1.12 (3.9)	1.01 (3.45)	0.34 (3.19)			1.44 (11.96)
Exportaciones industriales						0.33 (2.63)	0.44 (3.37)	1.93 (11.07)
Importaciones totales	1.22 (4.79)	1.08 (3.1)	4.58 (6.58)	4.01 (4.95)	0.92 (3.98)			3.55 (21.33)
Importaciones intermedio						1.02 (3.85)	0.82 (3.7)	5.62 (62.6)
Producción industrial			1.39 (7.05)	1.34 (5.15)				1.38 (14.08)
Ventas industriales INE			1.47 (7.19)	1.29 (5.15)				1.28 (13.83)
Ventas comercio minoristas CNC						0.33 (3.73)	0.21 (2.92)	0.48 (11.69)
Ventas de supermercado INE						0.05 (2.0)	0.11 (3.37)	0.29 (10.67)
Índice Bolsa IPSA				2.69 (3.78)	0.98 (3.75)	0.83 (3.11)		2.93 (25.91)
Tasa colocaciones, 90 días a 1 año				-0.29 (-2.23)	-0.07 (-3.23)	-0.07 (-1.67)		-0.19 (-9.05)
IMCE total		0.47 (3.32)			0.49 (4.25)		0.50 (4.06)	1.65 (17.12)
IMCE uso de capacidad industria		0.14 (2.89)			0.11 (3.57)		0.12 (3.49)	0.52 (12.1)

Fuente: Elaboración propia.

Nota: estadísticos z entre paréntesis.

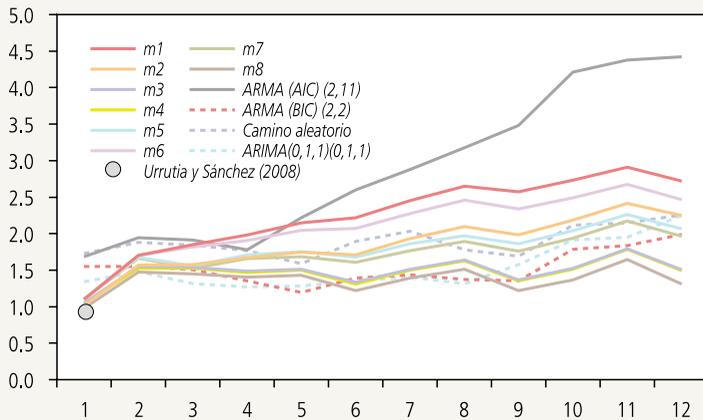
Uno de los pocos trabajos que tratan sobre el pronóstico del Imacec es el realizado por Urrutia y Sánchez (2008); las autoras consideran una muestra entre febrero del 2005 y diciembre del 2006 como período de evaluación del modelo que proponen, y la RECM que reportan para la variación en 12 meses del Imacec es igual a 0.93. En el gráfico 3 se presentan los RECM de los modelos de factores dinámicos y los modelos univariados. En un simple ejercicio podemos ver que el modelo 8 (m8) presenta el mejor RECM, el resto de los modelos propuestos

tienen unos resultados que van de 1.01 a 1.11. Para el caso de los modelos univariados, el que mejor desempeño tiene en este período es el ARIMA(0,1,1) (0,1,1), con un RECM igual a 1.34.

Otra referencia para los pronósticos del Imacec es la encuesta mensual de expectativas económicas que publica el Banco Central de Chile (BCCh), la que reporta la mediana de las proyecciones de un grupo de académicos, consultores y ejecutivos o asesores de instituciones financieras para la variación anual Imacec del siguiente mes. Considerando la muestra

GRÁFICO 3

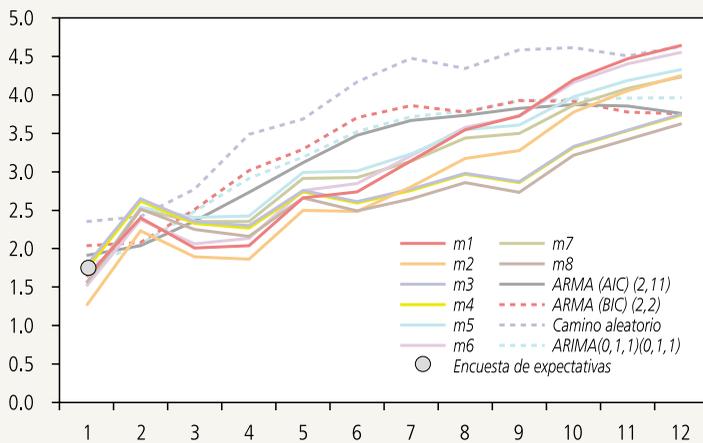
RECM – Febrero 2005 a Diciembre 2006



Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO 4

RECM – Enero 2007 a Diciembre 2009



Fuente: Elaboración propia.

de enero del 2007 a diciembre del 2009 de dicha encuesta, vemos que esta posee un RECM igual a 1.75. En el grafico 3 se presentan los RECM de los modelos de factores dinámicos, todos los cuales presentan un menor RECM a excepción del modelo 3, cuyo resultado es igual a 1.78, pero el modelo 2 (M2) es el de mejor desempeño con 1.26. Dentro de los modelos univariados, de nuevo el ARIMA(0,1,1) (0,1,1) es el que tiene el mejor desempeño, con 1.77.

Para verificar si existen ganancias en el pronóstico de los modelos de factores dinámicos, se utiliza el test de Diebold y Mariano (1995), Sea $\{e_t^i\}_{t=1}^T$ el error

de pronóstico de modelos alternativos donde $i =$ camino aleatorio, ARMA (AIC) (2,11), ARMA (BIC) (2,2), y un ARIMA (0,1,1) (0,1,1), y sea $\{e_t^b\}_{t=1}^T$ los errores de pronósticos de los distintos modelos de factores dinámicos. El test estadístico es definido como $s=d/\sigma_d$, donde d es la media muestral del diferencial de la función de pérdida muestral, $\{d_t\}_{t=1}^T$ se obtiene usando $d_t = (e_t^i)^2 - (e_t^b)^2$ para $t=1,2,3,\dots,T$, y donde σ_d es el error estándar de d . El estadístico “s” se distribuye asintóticamente como una variable aleatoria normal estándar bajo la hipótesis nula de igual capacidad predictiva. ($d_t = 0$). Un valor positivo de “s” podría sugerir que una forma en particular de los modelos de factores dinámicos supera a los modelos alternativos en términos del pronóstico fuera de muestra.

Los resultados del test de Diebold y Mariano (1995) se presentan en el cuadro 3. El período de evaluación corresponde a enero del 2005 a diciembre del 2009. En este se considera al menos un 10% de significancia estadística; los modelos de factores dinámicos tienen un mejor desempeño fuera de muestra que los modelos alternativos considerados, a excepción del ARIMA (0,1,1) (0,1,1). Con respecto a este, los modelos de factores dinámicos que lo superan son los modelos 2, 6, 7, y 8. Los pronósticos dos periodos en adelante de los modelos

de factores dinámicos parecen no ser superiores a los modelos univariados.

En horizontes mayores, los modelos de factores dinámicos superan en la mayor parte de los periodos a las proyecciones del modelo de camino aleatorio y al ARMA (AIC) (2,11). Respecto al ARMA (BIC) (2,2) no encontramos evidencia que rechace diferencias entre las proyecciones de los modelos de factores dinámicos, pero del período 6 y 7 en adelante encontramos evidencia a favor de los modelos de factores dinámicos. El modelo ARIMA (0,1,1) (0,1,1) supera al modelo de factores

CUADRO 3

Test de Diebold y Mariano
(período de evaluación, enero 2005 - diciembre 2009)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Camino aleatorio												
m1	2.70***	-0.02	2.09**	1.72**	1.09	1.70**	1.67**	1.15	1.31*	0.84	0.36	-0.60
m2	3.74***	0.51	2.03**	1.76**	1.16	1.78**	1.70**	1.27	1.47*	1.17	2.08**	1.34*
m3	2.31**	-0.78	1.38*	1.78**	1.19	2.01**	1.73**	1.23	1.45*	1.19	1.32*	1.43*
m4	2.48***	-0.63	1.42*	1.77**	1.17	1.98**	1.72**	1.23	1.44*	1.18	1.31*	1.43*
m5	2.63***	-0.41	0.77	1.17	0.71	1.52*	1.80**	1.47*	1.61*	1.23	0.86	1.42*
m6	3.03***	0.05	1.87**	1.65**	1.05	1.74**	1.82**	1.28*	1.45*	0.99	0.53	0.13
m7	2.77***	-0.29	0.94	1.28	0.82	1.59*	1.79**	1.42*	1.57*	1.23	0.88	1.51*
m8	3.02***	-0.22	1.47*	1.77**	1.18	1.95**	1.71**	1.25	1.45*	1.20	1.34*	1.46*
ARMA (AIC) (2.11)												
m1	2.22**	-0.54	0.93	1.53*	1.23	1.43*	1.78**	0.81	0.67	0.34	0.14	0.07
m2	3.97***	0.05	1.58*	2.21**	2.12**	2.62***	5.66***	3.09***	2.01**	1.06	0.66	0.49
m3	1.66**	-0.92	0.37	1.21	1.40*	2.08**	4.61***	3.97***	5.25***	2.22**	1.55*	1.18
m4	1.88**	-0.86	0.45	1.33*	1.49*	2.20**	5.15***	4.30***	5.45***	2.26**	1.57*	1.20
m5	2.51***	-0.94	0.22	0.62	0.54	1.11	1.59*	1.16	1.09	0.77	0.55	0.45
m6	2.75***	-0.50	0.83	1.32*	1.01	1.25	1.55*	0.82	0.76	0.45	0.26	0.19
m7	2.65***	-0.84	0.37	0.82	0.77	1.36*	2.08**	1.54*	1.38*	0.94	0.67	0.55
m8	2.76***	-0.61	0.71	1.65**	1.87**	2.68***	9.55***	8.06***	7.91***	2.56***	1.79**	1.37*
ARMA (BIC) (2.2)												
m1	2.25**	-1.26	1.01	1.01	0.42	1.04	0.64	-1.61	-0.67	-3.86	-2.31	-1.71
m2	3.62***	-0.50	1.49*	1.30*	0.82	1.58*	1.34*	0.85	1.03	-0.24	-2.59	-1.20
m3	1.73**	-1.72	0.36	1.20	0.80	1.93**	1.53*	1.03	1.35*	1.12	1.47*	0.81
m4	1.93**	-1.60	0.45	1.22	0.80	1.92**	1.52*	1.03	1.34*	1.13	1.47*	0.91
m5	2.11**	-1.52	0.11	0.59	0.20	1.24	2.00**	0.00	0.00	0.00	-1.72	-1.02
m6	2.63***	-1.16	0.86	0.96	0.39	1.14	0.93	0.00	-0.47	-3.52	-2.04	-1.49
m7	2.24**	-1.41	0.30	0.72	0.36	1.40*	1.87**	0.00	3.19***	0.00	-1.82	-0.90
m8	2.62***	-1.22	0.72	1.28	0.88	1.93**	1.55*	1.11	1.39*	1.23	1.67**	1.63*
ARIMA(0.1.1)(0.1.1)												
m1	1.10	-1.45	0.56	0.83	0.24	0.54	0.16	-0.56	-0.51	-2.48	-4.00	-2.17
m2	2.90***	-0.65	0.98	1.12	0.63	1.01	0.76	0.49	0.80	0.06	0.00	-1.25
m3	0.52	-1.94	0.08	1.11	0.68	1.50*	1.15	0.92	1.32*	1.06	1.09	1.19
m4	0.75	-1.82	0.17	1.12	0.68	1.48*	1.14	0.92	1.31*	1.05	1.08	1.21
m5	1.23	-1.54	-0.08	0.38	0.03	0.46	0.38	0.00	0.48	-0.58	0.00	-0.94
m6	1.62*	-1.33	0.45	0.77	0.19	0.54	0.22	-0.56	-0.35	-2.42	-3.94	-1.78
m7	1.39*	-1.45	0.05	0.50	0.16	0.59	0.54	0.28	0.79	0.04	0.00	-0.63
m8	1.65**	-1.47	0.42	1.18	0.75	1.47*	1.17	0.98	1.34*	1.12	1.20	1.40*

Fuente: Elaboración propia.

* indica significancia estadística a un 10%. ** indica significancia estadística a un 5%. *** indica significancia estadística a un 1%.

dinámicos en el segundo período, pero de ahí en adelante no existen diferencias significativas en el desempeño de las proyecciones entre este modelo univariado y los modelos de factores dinámicos.

VI. CONCLUSIÓN

Este trabajo evalúa del desempeño de los modelos de factores dinámicos. Consideramos un conjunto de ocho especificaciones posibles, básicamente tomando en cuenta la información disponible para realizar las proyecciones del Imacec. Hasta el momento, no tenemos conocimiento de que esta técnica haya sido utilizada para realizar proyecciones para el caso de Chile; por ello consideramos importante tomar estos modelos como una alternativa válida entre las muchas opciones que ofrece la literatura para realizar proyecciones de corto plazo.

Los resultados del ejercicio de proyección fuera de muestra indican un desempeño en algunos casos superior a los modelos univariados estándares y a la encuesta de expectativas del BCCh. También es destacable que una preselección bastante acotada de indicadores permita obtener buenos resultados estadísticos de proyecciones evitando de esta manera la información ruidosa contenida en una gran cantidad de indicadores coyunturales. Por último, las ganancias predictivas podrían ser aún mayores en horizontes más cortos, si se toma en cuenta que la mayoría de los indicadores utilizados están disponibles antes que el Imacec y que la mayoría de otras series coyunturales, lo cual permitiría una revisión de los pronósticos en alta frecuencia. Una evaluación en tiempo real sería de utilidad en el futuro.

REFERENCIAS

- Aguirre, A. y L.F. Céspedes (2004). "Uso de Análisis Factorial Dinámico." *Economía Chilena* 7(3): 35–46.
- Aruoba, S., F. Diebold y C. Scotti (2009). "Real-Time Measurement of Business Conditions." *Journal of Business & Economic Statistics* 27(4): 417–27.
- Banbura, M., D. Giannone y L. Reichlin (2010). "Large Bayesian Vector Auto Regressions." *Journal of Applied Econometrics* 25(1): 71–92.

- Bernanke, B., J. Boivin y P.S. Elias (2005). "Measuring the Effects of Monetary Policy: A Factor-augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach." *Quarterly Journal of Economics* 120(1): 387–422.
- Boivin, J. y M. Giannone (2006). "DSGE Models in a Data-Rich Environment." NBER Technical Working Papers N°0332.
- Boivin, J. y M. Giannone (2008). "Global Forces and Monetary Policy Effectiveness." NBER Working Papers N°13736.
- Boivin, J. y S. Ng (2003). "Are More Data Always Better for Factor Analysis?" NBER Working Papers N°9829.
- Camacho, M. y G. Pérez-Quirós (2010). "Introducing the Euro-sting: Short-term Indicator of Euro Area Growth." *Journal of Applied Econometrics* 25(4): 663–94.
- Camacho, M. y G. Pérez-Quirós (2009). "Ñ-STING: España Short Term Indicator of Growth." Banco de España Working Papers N°0912.
- Diebold, F. y R. Mariano (1995). "Comparing Predictive Accuracy." *Journal of Business & Economic Statistics* 13(3): 253–63.
- Forni, M., M. Hallin, M. Lippi y L. Reichlin (2000). "The Generalized Dynamic-Factor Model: Identification and Estimation." *Review of Economics and Statistics* 82(4): 540–54.
- Forni, M., M. Hallin, M. Lippi y L. Reichlin (2005). "The Generalized Dynamic Factor Model: One-sided Estimation and Forecasting." *Journal of the American Statistical Association* 100: 830–40.
- Franses, C., M. Marcellino, G. Mazzi y T. Proietti (2008). "A Monthly Indicator of the Euro Area GDP." CEPR Discussion Papers N°7007.
- Geweke, J. (1977). "The Dynamic Factor Analysis of Economic Time Series Models." *Latent Variables in Socioeconomic Models*. Amsterdam: North Holland, 365–83.
- Hamilton, J. (1994). *Time Series Analysis*. Princeton, NJ, EE.UU.: Princeton University Press.
- Lucas, R.E. (1977). "Understanding Business Cycles." Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy 5(1): 7–29.
- Mariano, R. y Y. Murasawa (2003). "A New Coincident Index of Business Cycles Based on Monthly and Quarterly Series." *Journal of Applied Econometrics* 18(4): 427–43.
- Sargent, T. y C. Sims (1977). "Business Cycle Modeling without Pretending to Have Too Much A Priori Economic Theory." Working Papers N°55, Federal Reserve Bank of Minneapolis.

Stock, J.H. y M.W. Watson (1988). "A Probability Model of the Coincident Economic Indicators." NBER Working Papers N°2772.

Stock, J.H. y M.W. Watson (2002). "Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes." *Journal of Business & Economic Statistics* 20(2): 147–62.

Stock, J.H. y M.W. Watson (2005). "Implications of Dynamic Factor Models for VAR Analysis." NBER Working Papers N°11467.

Urrutia, M. y A. Sánchez (2008). "Generación de Energía Eléctrica en un Modelo para Proyectar el Imacec." *Economía Chilena* 11(2): 99–108.

Watson, M.W. y R.F. Engle (1983). "Alternative Algorithms for the Estimation of Dynamic Factor, Mimic and Varying Coefficient Regression Models." *Journal of Econometrics* 23(3): 385–400.