
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.

USO DE UN MODELO FAVAR PARA PROYECTAR EL PRECIO DEL COBRE*

Pablo Cruz D.**
Ercio Muñoz S.***

I. INTRODUCCIÓN

Históricamente, una de las variables más relevantes para la economía chilena ha sido el precio del cobre. Con una participación del 42% en el total de las exportaciones del país y una representación, en promedio, del 17% del PIB durante los últimos cuatro años¹, la producción y exportación de cobre es de vital importancia para la economía local. El volumen de extracción de este mineral es tal, que ha posicionado al país como uno de los principales productores de cobre en el mundo, con una participación en torno al 35% del total producido (Cochilco, 2010).

Por otro lado, el precio del cobre incide de forma importante en las arcas fiscales del país. Una importante fracción de los ingresos fiscales proviene directamente de la empresa estatal Codelco (Corporación Nacional del Cobre de Chile). Además, la gran minería privada del cobre provee al fisco de ingresos en la forma de impuestos y *royalties*. En conjunto, los sectores privado y estatal representaron, en promedio, el 17,7% del total de los ingresos fiscales durante el período 2001–2010 (Cochilco, 2010).

Dada la importancia del precio del cobre, contar con proyecciones precisas de esta variable se convierte en una prioridad a la hora de planificar la política fiscal. Esto es relevante también para la política monetaria, la cual debe considerar su impacto en los ingresos fiscales y el posible efecto multiplicador que tienen sus oscilaciones sobre el resto de la economía.

* Se agradecen los comentarios y sugerencias de Miguel Ricaurte, Gonzalo Castex, Ernesto Pastén y Pablo Pincheira.

** Gerencia de Análisis Internacional, Banco Central de Chile. E-mail: pcruz@bcentral.cl

*** Gerencia de Análisis Internacional, Banco Central de Chile. E-mail: emunoz@bcentral.cl

¹ Cifras calculadas por los autores a base de cuentas nacionales publicadas por el Banco Central de Chile.

Con el objetivo de mejorar las proyecciones de la trayectoria del precio del cobre dentro del horizonte de política monetaria del Banco Central, resulta beneficioso el estudio de metodologías que permitan diversificar el conjunto de modelos o métodos que puedan combinarse para reducir el error de proyección. En esta línea, dentro de la literatura académica es posible encontrar dos estrategias para predecir el precio del cobre. Por un lado, se encuentran los trabajos que utilizan modelos de series de tiempo univariados que explotan la información histórica de la propia serie. Por otro, se estudian los determinantes del precio del cobre, considerando elementos del mercado físico del metal, indicadores financieros y factores macroeconómicos, entre otros.

En la primera estrategia, Morandé (1979), mediante el uso de la metodología de Box y Jenkins (1970), muestra que la información histórica del propio precio en frecuencia trimestral tiene mayor relevancia que la historia de un indicador de actividad del sector construcción para pronosticar el precio del cobre. Engel y Valdés (2001) comparan la capacidad predictiva a mediano plazo (1 a 5 años) de una variada gama de modelos. Los autores presentan evidencia que sugiere que mediante un modelo autorregresivo de orden 1 y un camino aleatorio se obtienen mejores predicciones de mediano plazo. García-Cicco y Montero (2012) proyectan el precio del cobre utilizando un enfoque de cambios de régimen. Los autores muestran que las proyecciones realizadas con esta metodología no son capaces de superar estadísticamente a un modelo de camino aleatorio con intercepto.

Dentro de la estrategia multivariada, López et al. (2011) comparan modelos autorregresivos y ecuaciones de forma reducida que incorporan factores macroeconómicos y financieros en frecuencia trimestral. Los autores señalan que el uso de estos últimos mejora la precisión en horizontes mayores a un trimestre.

Tomando como punto de partida estos trabajos, intentamos responder las siguientes preguntas: ¿Es, a corto plazo, un camino aleatorio el mejor método de proyección para el precio del cobre? ¿Existen ganancias de precisión al proyectar el precio del cobre utilizando un gran número de series que previamente se cree que pueden tener un impacto en él? De ser afirmativa la respuesta a esta última pregunta, cabe entonces preguntarse también si dichas ganancias se mantienen al considerar distintos horizontes de proyección.

Para abordar estas preguntas agregamos en un conjunto de factores un amplio número de series que, a priori, consideramos que podrían ser determinantes en la evolución del precio del cobre. Entre las series se incluyen distintas medidas de precios, cantidades, variables macroeconómicas y financieras relacionadas con el mercado del cobre. La idea detrás de esto radica en que la evolución de este conjunto de series se puede explicar mediante un reducido número de factores comunes, que son inobservables, los cuales resumen de una forma simple y parsimoniosa su estructura de covarianzas. Una vez estimados los factores, se modela conjuntamente la dinámica de estos y el precio del cobre en un vector autorregresivo aumentado por factores (FAVAR)². Finalmente, se realiza un ejercicio de evaluación predictiva pseudo fuera de muestra³.

² Esta estrategia de proyección no ha sido ampliamente usada en la literatura para proyecciones de precios de materias primas. Sin embargo, existen bastantes trabajos que la utilizan en proyecciones macroeconómicas, por ejemplo: Céspedes y Aguirre (2004); Das et al. (2010); Echavarría y González (2011); Forni et al. (2000, 2003); Gillitzer y Kearns (2007); Gupta y Kabundi (2009), y Stock y Watson (1999, 2002).

³ El término pseudo fuera de muestra hace referencia a que tomamos un set de datos revisados, los cuales se dividen en dos submuestras, usando una para proyección y otra para evaluación.

Las proyecciones del modelo se contrastan con aquellas obtenidas con un camino aleatorio, un modelo autorregresivo de orden 1 y la proyección mediante el uso de contratos futuros⁴. Los resultados muestran que el uso de un modelo de factores para proyectar el precio del cobre permite reducir la raíz del error cuadrático medio en horizontes de 1 a 12 meses. Esta reducción es estadísticamente significativa solo en horizontes de 1 a 6 meses según el test de Diebold y Mariano (1995).

El trabajo se organiza de la siguiente manera. En la sección II se presenta el modelo de factores dinámicos a evaluar. En la sección III, se describe el set de datos usados y la estimación de los factores. La sección IV analiza los resultados de una evaluación seudo fuera de muestra. Finalmente, la sección V resume las principales conclusiones.

II. EL MODELO DE FACTORES

El modelo a utilizar para proyectar el precio del cobre supone que este último es influenciado por un reducido conjunto inobservable de determinantes macroeconómicos. Estos determinantes, o factores, resumen el comportamiento común de un amplio número (N) de series, dentro de las cuales se incluyen distintas medidas de precios, cantidades, variables macroeconómicas y financieras. La dinámica entre el precio del cobre y los distintos factores es modelada en un FAVAR, en línea con el modelo de Bernanke et al. (2005).

Es posible expresar el FAVAR de la forma

$$\begin{bmatrix} F_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \mu + \phi(L) \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + \nu_t \quad (1)$$

Donde $\phi(L)$ es una matriz $(k + m) \times (k + m)$ de polinomios de rezago finita de orden q . El término ν_t corresponde a un vector $(k + m) \times 1$ de errores de varianza Q . Y_t es un vector $(m \times 1)$ de variables observables, en este caso correspondiente al precio del cobre⁵. El vector F_t de dimensión $(k \times 1)$ contiene a los factores (estáticos) inobservables⁶.

Para poder estimar el modelo descrito en (1) es necesario conocer F_t . Para ello, recurrimos al conjunto de N series descrito anteriormente. Específicamente, suponemos que el comportamiento de estas series, agrupadas en el vector X de dimensión $(N \times 1)$, puede ser descrito por un número reducido de factores comunes de la forma

$$X_t = \Lambda F_t + e_t \quad (2)$$

Stock y Watson (1998) muestran que, asumiendo ciertas restricciones sobre algunos momentos y condiciones de estacionariedad en las series, los factores se pueden estimar mediante un análisis de componentes principales sobre la matriz de covarianza de X_t . Este método de estimación corresponde al procedimiento de dos pasos descrito en Bernanke et al. (2005).

⁴ El camino aleatorio junto a modelos autorregresivos son benchmarks normalmente utilizados en la literatura; ver Breitung y Eickmeier (2005).

⁵ La diferencia logarítmica de este.

⁶ Debe notarse que la consideración estática del modelo de factores no implica mayores restricciones, por cuanto un modelo de factores dinámicos puede reformularse en forma estática, tal como muestran Stock y Watson (1998).

III. DATOS Y CÁLCULO DE FACTORES

La estimación se realiza usando series mensuales desde enero de 1970 hasta diciembre del 2011, 94 series en total⁷. Las series utilizadas pueden agruparse en dos grandes conjuntos. Por un lado, están aquellas variables asociadas a factores de oferta y demanda del mercado de cobre mundial. Dentro de este grupo se incluyen series de producción, consumo, demanda, exportaciones, importaciones e inventarios. Por otro lado, se incluyen series asociadas al entorno macroeconómico y financiero, dentro de las cuales se consideran precios, tipos de cambio relevantes, producción industrial, medidas de aversión al riesgo, tasas de interés, índices financieros, y posiciones especulativas en contratos derivados, entre otros.

El precio del cobre, contenido en el vector Y_t , corresponde al promedio mensual del precio *spot* del cobre en la Bolsa de Metales de Londres, en diferencia logarítmica. Optamos por utilizar el precio nominal del cobre por dos razones. Primero, encontrar un deflactor adecuado para el precio del cobre no es trivial. La utilización de algún deflactor específico, por ejemplo el IPP de EE.UU., puede no reflejar los costos de producción en los distintos mercados del mundo, distorsionando los resultados. Por otro lado, muchas de las series utilizadas para calcular los factores son nominales, por lo que la dinámica asociada a cambios en los precios esta indirectamente recogida en uno o más factores.

Para llevar a cabo el cálculo de los factores es necesario que las variables utilizadas sean estacionarias, por lo que las series que lo requerían fueron diferenciadas para alcanzar esta condición⁸. Además, se descartaron aquellas series que tuviesen menos de 6 años de datos, y lo mismo se hizo con aquellas que no hubieran tenido nuevas observaciones en los últimos 2 años. Finalmente, esta metodología requiere que todas las series sean estandarizadas respecto de su media y su varianza.

Dado que no todas las series están disponibles para el período completo de estudio y que la metodología de componentes principales requiere que los datos de la muestra se encuentren balanceados⁹, se estimaron los datos faltantes utilizando un algoritmo EM, en línea con lo propuesto por Stock y Watson (1998). El algoritmo consiste en calcular los factores a partir de los datos balanceados de la muestra en primera instancia. Luego, las variables con observaciones faltantes se completan utilizando los factores obtenidos en el primer paso para estimarlas. Una vez hecho esto se reestiman los factores y se vuelven a estimar los datos faltantes en un proceso iterativo hasta que los factores converjan. Un ejemplo ilustrativo de este proceso se incluye en el apéndice B.

Respecto del número de factores a considerar, se sigue el criterio utilizado por Matheson (2005) y Stock y Watson (1998, 1999, 2002) extrayendo un número fijo de factores desde los datos, usando como criterio la minimización de la raíz del error cuadrático medio de proyección¹⁰. Para ello, se estima el modelo utilizando entre 2 y 6 factores (ver apéndice C, cuadro C1).

⁷ El detalle sobre el grupo de series macroeconómicas y financieras se detalla en el apéndice A.

⁸ En el apéndice A se detallan las series diferenciadas.

⁹ Las N series utilizadas deben tener igual número de observaciones en el tiempo, sin datos faltantes.

¹⁰ En Bai y Ng (2002) se proponen criterios de información para estimar el número de factores. Sin embargo, Matheson (2005) argumenta que estos criterios típicamente retienen un gran número de factores, razón por la cual se escoge la opción que está más relacionada con el objetivo del trabajo, que corresponde a minimizar el error de proyección por sobre un criterio de ajuste o parsimonia del modelo.

**Cuadro 1****Raíz del error cuadrático medio de la proyección**

(entre enero 2001 y diciembre 2011, centavos de dólar por libra)

Horizonte	CAI	AR(1)	Futuros	FAVAR
1	22,13	22,31	21,85	18,19
2	36,52	37,06	36,22	29,53
3	47,95	49,01	47,57	40,74
6	72,16	75,19	72,03	66,97
12	89,25	94,91	93,34	88,36
24	118,56	131,75	126,47	124,77

Fuente: Estimación de los autores.

El número de rezagos (q) considerados en el FAVAR se determinó mediante el criterio de Hannan–Quinn permitiendo un máximo de 6 rezagos. A modo de robustez se calculó también el modelo usando un número fijo de rezagos desde 1 a 6, cuyo resultado se reporta en el apéndice C (cuadro C2).

IV. RESULTADOS

Se evaluó el modelo calculando la raíz del error cuadrático medio (RECM) de las proyecciones pseudo fuera de muestra desde enero de 2002 hasta diciembre del 2011. Este ejercicio se realizó estimando modelos de manera recursiva¹¹, y considerando distintos números de rezagos y factores. De estos, se escogió la especificación que presentó la mayor precisión en cada horizonte para luego contrastarla con los *benchmarks*.

Como *benchmark* utilizamos un modelo de camino aleatorio con intercepto¹² (CAI), una proyección realizada mediante el uso de contratos futuros de cobre y un modelo autorregresivo de orden 1 del precio del cobre¹³ (AR(1)). Los resultados a base de una función de pérdida de error de proyección cuadrático se muestran en el cuadro 1.

Los resultados muestran que las proyecciones del modelo FAVAR propuesto tienen una mayor precisión en horizontes de 1 a 12 meses adelante. Específicamente, el modelo propuesto tiene una RECM de US¢/lb 18,19 en las proyecciones para 1 mes adelante, lo que significa que el modelo se equivoca, en promedio, US¢/lb 3,66 menos que el modelo de futuros, su competidor más cercano. Asimismo, las RECM obtenidas para horizontes de 2, 3, 6 y 12 meses adelante son menores que los de los tres modelos con los que compite. Estos resultados sugieren que los factores subyacentes calculados contienen información relevante para la proyección del precio del cobre en el corto plazo. Para 24 meses adelante, en tanto, el modelo de camino aleatorio con intercepto entrega la menor RECM.

¹¹ Las series utilizadas fueron estandarizadas para cada submuestra.

¹² Tanto los parámetros como el intercepto fueron estimados para cada submuestra.

¹³ Se analizó también modelos de series de tiempo escogidos según criterios de información, obteniendo errores mayores que con el modelo AR(1).

Cuadro 2**Test de Diebold y Mariano**(diferencias entre errores al cuadrado del modelo FAVAR y *benchmarks*)

Horizonte	CAI	AR(1)	Futuros
1	-161,79**	-169,69**	-149,21**
2	-468,68**	-508,50**	-446,95**
3	-641,64*	-744,12*	-605,07*
6	-711,20*	-1157,42**	-691,93*
12	-134,65	-1176,26***	-881,50
24	110,78	-3500,41***	-2002,72

Fuente: Estimación de los autores.

Cifras negativas indican menor error cuadrático del FAVAR.

***significativo al 1%; ** significativo al 5%; * significativo al 10%

Nota: El test DM tiene como hipótesis nula que la diferencia entre los errores al cuadrado de ambos modelos es cero. Se calcula mediante una regresión para la diferencia entre el error cuadrático del FAVAR y del *benchmark* contra una constante. Para evitar posibles problemas de autocorrelación se utilizó un estimador de Newey – West para la varianza.

La diferencia en precisión se contrasta mediante el test de Diebold y Mariano (1995), el cual evalúa explícitamente la hipótesis nula de que no existe diferencia en la precisión de dos proyecciones. Los resultados del test, expuestos en el cuadro 2, permiten rechazar la igualdad en horizontes de 1 hasta 6 meses adelante, mientras que para los casos de 12 y 24 meses no se logra encontrar una diferencia estadísticamente significativa. En otras palabras, el test confirma que el modelo propuesto tiene un menor error cuadrático para las proyecciones con un horizonte de 1 a 6 meses adelante respecto del conjunto de *benchmarks*, y esta diferencia es estadísticamente significativa.

Estos resultados dan cuenta de que es posible aumentar la precisión mediante el uso de un amplio set de datos a través de un modelo de factores, superando estadísticamente el *benchmark* más competitivo¹⁴ en horizontes de corto plazo (1-6 meses hacia adelante).

V. CONCLUSIONES

Este trabajo evalúa una alternativa para la proyección del precio del cobre mediante el uso de la información contenida en un amplio número de series. Dentro de estas se incluyen elementos del mercado físico del cobre, así como variables macroeconómicas y financieras. El comportamiento de estas series se resume en un pequeño número de factores inobservables, los cuales son comunes a todas ellas. Mediante la estimación de un FAVAR, se modela la dinámica conjunta del precio del cobre y dichos factores, los cuales son estimados en un paso previo mediante componentes principales sobre la matriz de covarianzas de las series.

La principal contribución del trabajo consiste en presentar esta metodología como una alternativa que permite obtener proyecciones fiables del precio del cobre. Nuestros resultados

¹⁴ En este sentido, ver Engel y Valdés (2001); García-Cicco y Montero (2012); López et al. (2011); Morandé (1979).



sugieren que las proyecciones del modelo propuesto tienen un desempeño superior al de las obtenidas mediante un modelo autorregresivo de orden 1, un camino aleatorio con intercepto y aquellas obtenidas mediante contratos futuros para el período 2002–2011 en horizontes de 1 a 12 meses. El contraste de Diebold y Mariano permite rechazar la hipótesis nula de igualdad en la precisión para horizontes de 1 a 6 meses, mientras que para un horizonte de 12 meses no es posible establecer una diferencia significativa.

REFERENCIAS

Bai, J. y S. Ng (2002). "Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models". *Econometrica* 70(1): 191–221.

Bernanke, B., J. Boivin y P. Elias (2005). "Measuring the Effects of Monetary Policy: A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach". *Quarterly Journal of Economics* 120(1): 387–422.

Box, G. y G. Jenkins (1970). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. San Francisco, CA, EE.UU.: Holden-Day.

Breitung, J. y S. Eickmeier (2005). "Dynamic Factor Models". Deutsche Bundesbank, Discussion Paper Series Nº 38.

Céspedes, L.F. y A. Aguirre (2004). "Uso de Análisis Factorial Dinámico para Proyecciones Macroeconómicas". Documento de Trabajo Nº274, Banco Central de Chile.

Cochilco (2010). "Anuario de Estadísticas del Cobre y Otros Minerales: 1991 - 2010"

Das, S., R. Gupta y A. Kabundi (2010). "Forecasting Regional House Prices Inflation: A Comparison between Dynamic Factor Models and Vector Autoregressive Models". *Journal of Forecasting* 30(2): 288–302.

Diebold, F.X. y R.S. Mariano (1995). "Comparing Predictive Accuracy". *Journal of Business and Economic Statistics* 13(3): 253–65.

Echavarría, G. y W. González (2011). "Un Modelo de Factores Dinámicos de Pequeña Escala para el IMACEC". *Economía Chilena* 14(2): 109–18.

Engel, E. y R.O. Valdés (2001). "Prediciendo el Precio del Cobre: ¿Más Allá del Camino Aleatorio?" Documento de Trabajo Nº100, Centro de Economía Aplicada, Universidad de Chile.

Forni, M., M. Hallin, F. Lippi y L. Reichlin (2000). "The Generalized Dynamic Factor Model: Identification and Estimation". *Review of Economics and Statistics* (82): 540–54.

Forni, M., M. Hallin, F. Lippi y L. Reichlin (2003). "Do Financial Variables Help Forecasting Inflation and Real Activity in the Euro Area?" *Journal of Monetary Economics* (50): 1243–55.

García-Cicco, J. y R. Montero (2012). "Modelo y Pronóstico del Precio del Cobre: Un Enfoque de Cambio de Regímenes". *Economía Chilena* 5(2): 99–116.

Gillitzer, C. y J. Kearns (2007). "Forecasting with Factors: The Accuracy of Timeliness". Research Discussion Paper Nº03, Reserve Bank of Australia.



Gupta, R. y A. Kabundi (2009). "A Large Factor Model for Forecasting Macroeconomic Variables in South Africa". *International Journal of Forecasting* 27(4): 1076–88.

López, E., E. Muñoz y V. Riquelme (2011). "Una Evaluación de los Modelos de Proyección del Precio del Cobre: ¿Podemos ir más allá de la Autorregresión?" *Economía Chilena* 14(3): 83–96.

Matheson, T. (2005). "Factor Model Forecasts for New Zealand". *International Journal of Central Banking* 2(2): 169–237.

Morandé, F. (1979). "Análisis de Causalidad y Pronóstico del Precio del Cobre: Una Aplicación de las Técnicas de Box y Jenkins". *Cuadernos de Economía* 16(47): 77–112.

Stock, J. y M. Watson (1998). "Diffusion Indexes". NBER Working Paper Series N°6702.

Stock, J. y M. Watson (1999). "Forecasting Inflation". *Journal of Monetary Economics* (44): 293–335.

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

APÉNDICE A

DESCRIPCIÓN DE LAS SERIES UTILIZADAS

Descripción (Bloomberg)	T	Descripción (Bloomberg)	T
WTI Cushing Crude Oil Spot Px	1	S&P GSCI North American Copper Index Spot	1
S&P GSCI Index Spot CME	1	China Import Commodity Unwrought Copper & Copper Products	0
S&P GSCI Industrial Metals Index Spt	1	China Import Commodity Volume - Unwrought Copper & Copper Alloy	1
S&P GSCI Copper Inx Spot	1	Mongolian Production of Major Commodities Copper with Concentrate	0
S&P GSCI Ind Met Tot Ret	1	South Africa Mining Production Volume Index 2005=100 Copper NSA MoM	0
S&P GSCI Copper Exc Tot	1	China Import Commodity Volume - Copper Ore & Concentrate	1
S&P GSCI PREC METAL ER	1	CFTC CEI High-Grade Copper Non-Commercial Long Contracts/Futures Only	0
S&P GSCI Copper Tot Ret	1	CFTC CEI High-Grade Copper Non-Commercial Short Contracts/Futures Only	0
S&P GSCI Enhanc ER	1	CFTC CEI High-Grade Copper Commercial Long Contracts/Futures Only	1
LME COPPER TOTAL	0	CFTC CEI High-Grade Copper Total Long Contracts/Futures Only	1
Comex Copper Inventory Data	1	Chicago Board Options Exchange SPX Volatility Index	0
LME CNCL WRNT COPPER TOT	0	US PPI By Processing Stage Finished Goods Total SA	1
Baltic Dry Index	0	United States Consumer Spending (Real)	1
US CPI Urban Consumers NSA	1	US New Privately Owned Housing Units Started by Structure Total SAAR	1
US Industrial Production 2007=100 SA	1	Shanghai Futures Exchange Copper Deliverable Stocks	1
China Value Added of Industry YoY	0	Eurostat Industrial Production Eurozone Industry Ex Construction SA	1
S&P 500 Index	1	IMF Euro Area Industrial Production SA by Reporting Country	0
Dow Jones Industrial Average	1	Dow Jones US Household Goods & Home Construction Index	1
BBA LIBOR USD 3 Month	1	China Import Commodity Copper Products	0
China Export Trade	1	China Import Commodity Value - Copper Ores & Concentrates	1
China Import Trade	1	China Import Commodity Value - Copper Products	0
US Generic Govt 10 Year Yield	1	China Import Commodity Value - Scrap Copper	1
Anglo American PLC	1	Global Mined Copper Production - Asia	0
BHP Billiton Ltd	1	Global Mined Copper Production - Middle East	1
Xstrata PLC	1	Global Mined Copper Production - North America	0
Rio Tinto PLC	1	Global Mined Copper Production - South & Central America	0
Freeport-McMoRan Copper & Gold Inc	1	Global Refined Copper Production - Africa	1
Southern Copper Corp	1	Global Refined Copper Production - Asia	1
Citigroup BIG Corporate	1	Global Refined Copper Production - Europe	1
Citigroup BIG Bond	1	Global Refined Copper Production - Middle East	1
Citigroup WorldBIG Local Currency	1	Global Refined Copper Production - North America	1
Citigroup BIG Industrial	1	Global Refined Copper Production - South & Central America	1
Citigroup Treas Local Currency	1	Global Refined Copper Demand - Africa	0
Citigroup EuroBIG 1 to 3 Year	1	Global Refined Copper Demand - Asia	1
Citigroup WorldBIG Industrial Local Currency	1	Global Refined Copper Demand - Europe	1
LME ALUMINUM 3MO (\$)	1	Global Refined Copper Demand - North America	1
LME ALUM ALY 3MO (\$)	1	Global Refined Copper Demand - Oceania	0
Generic 1st 'LA' Future	1	Global Refined Copper Demand - South & Central America	0
Generic 3rd 'LA' Future	1	USDCLP Spot Exchange Rate - Price of 1 USD in CLP	1
Generic 6th 'LA' Future	1	USDPEN Spot Exchange Rate - Price of 1 USD in PEN	0
Generic 12th 'LA' Future	1	Commodity Research Bureau BLS/US Spot Raw Industrials	1
United States Money Supply M2	1	Known Copper Ore & Concentrate Inventories	0
United States Money Supply M1	1	S&P World Commodity Copper - Grade A Index ER	1
Federal Funds Effective Rate US	1	S&P World Commodity Copper - Grade A Index TR	1
United States Consumer Confidence	1	S&P World Commodity Copper - Grade A Index	1
US Generic Govt 5 Year Yield	1	EURUSD Spot Exchange Rate - Price of 1 EUR in USD	1
US Generic Govt 2 Year Yield	1	US Trade Weighted Broad Dollar January 1997=100	1

Nota: T indica el número de diferenciaciones aplicadas a la serie.

APÉNDICE B

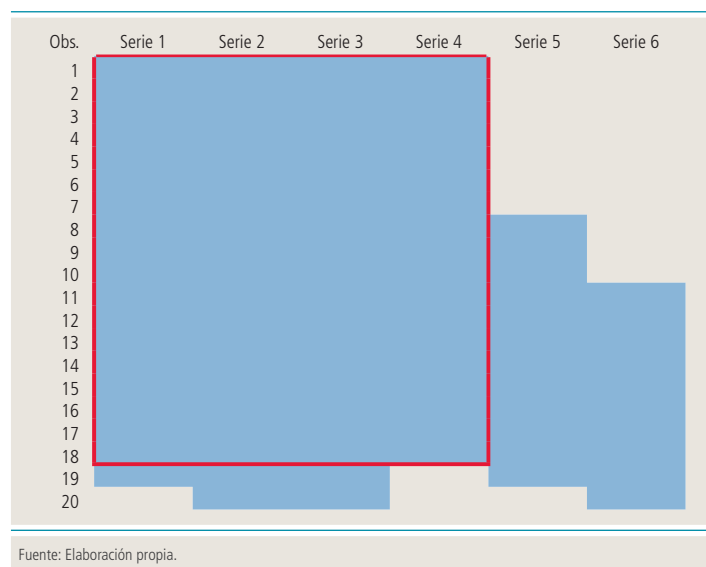
DETALLE DEL ALGORITMO EM UTILIZADO PARA ESTIMAR DATOS FALTANTES

Dado que la estimación de factores comunes requiere que la muestra de datos esté completa (balanceada), aquellas series a las que les faltan datos deben ser tratadas para poder estimar dichos datos. Para ello utilizamos un algoritmo EM que consiste en dos pasos básicos que luego son iterados.

El gráfico B1 representa una muestra no balanceada de 6 series y 20 observaciones. Las observaciones disponibles para cada serie se representan con color azul, en tanto los datos faltantes se encuentran en gris.

Gráfico B1

Estimación de datos faltantes



El primer paso para proyectar los datos faltantes consiste en estimar los factores comunes a aquella parte de la muestra que se encuentra balanceada. En nuestro ejemplo esto se hace con las primeras 18 observaciones de las series 1 a 4 (cuadrado rojo). El segundo paso consiste en proyectar los datos faltantes a partir de los factores estimados inicialmente. Dado que suponemos que los factores son comunes a todas las series, realizamos una regresión entre los factores estimados y aquellas series con datos faltantes. Sobre la base de esta regresión se “proyectan”^a los datos faltantes de las series 5 y 6. Una vez completadas las series se repite el primer paso, volviendo a estimar los factores utilizando esta vez, también las series 5 y 6 (que ahora están completas hasta la observación 18). Con estos nuevos factores, se realiza una nueva “proyección” de los mismos datos faltantes realizada en la iteración anterior, luego vuelven a calcularse los factores y así sucesivamente hasta que los factores converjan. Para proyectar los datos faltantes hacia adelante el procedimiento es análogo.

a. Se trata de una proyección hacia atrás o backcasting.

APÉNDICE C

EJERCICIOS DE ROBUSTEZ

Cuadro C1

RECM según número de factores extraídos

Max factores	2	3	4	5	6
Horizonte					
1	20,02	19,78	19,55	19,55	19,02
2	33,22	32,49	32,30	32,50	31,93
3	44,88	44,40	43,88	44,26	43,67
6	70,67	70,07	69,22	69,95	69,52
12	89,61	88,36	88,86	89,80	89,77
24	126,01	124,77	125,02	125,64	125,44

Fuente: Cálculo de los autores.

Cuadro C2

RECM según número de rezagos del VAR estimado

Rezagos VAR	1	2	3	4	5	6
Horizonte						
1	19,36	18,22	18,20	18,34	18,19	18,36
2	32,06	29,59	29,53	29,82	30,37	30,99
3	43,67	41,18	40,74	40,74	41,96	43,21
6	69,52	66,97	67,23	67,06	69,84	71,08
12	89,77	90,54	91,23	94,31	99,26	101,76
24	125,45	126,71	126,49	128,65	133,13	136,94

Fuente: Cálculo de los autores.