



**BANCO CENTRAL DE RESERVA DEL PERÚ**

**El sistema de predicción desagregada: Una  
evaluación de las proyecciones de inflación  
2006-2011**

**Carlos R. Barrera Chaupis\***

\* Banco Central de Reserva del Perú

DT. N° 2013-009  
Serie de Documentos de Trabajo  
Working Paper series  
Julio 2013

Los puntos de vista expresados en este documento de trabajo corresponden al autor y no reflejan necesariamente la posición del Banco Central de Reserva del Perú.

The views expressed in this paper are those of the author and do not reflect necessarily the position of the Central Reserve Bank of Peru.

# EL SISTEMA DE PREDICCIÓN DESAGREGADA: UNA EVALUACIÓN DE LAS PROYECCIONES DE INFLACIÓN 2006-2011\*

Carlos R. Barrera Chaupis\*\*

12 de junio de 2013

## Resumen

El presente estudio describe las características del Sistema de Predicción Desagregada (SPD) en el marco de la literatura y presenta los resultados de una evaluación de sus capacidades predictivas en términos de las variaciones del índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana (IPC), del índice de precios subyacente y de su complemento, el índice de precios no subyacente para el periodo julio 2006 - mayo 2011. La evaluación *ex post* considera las diferencias no sólo entre las principales especificaciones multi-ecuacionales en el SPD sino también respecto a un modelo auto-regresivo uni-ecuacional para el (sub-)agregado que corresponda. Esta evaluación se realiza en dos versiones: (1) la versión estática de la evaluación, que calcula la raíz del error cuadrático medio (*RECM*) sobre la base de la muestra completa de errores de predicción para cada horizonte  $h$ ,  $RECM(h)$ , y (2) la versión dinámica de la evaluación, que la calcula sobre la base de sub-muestras de errores para un horizonte  $\bar{h}$  prefijado en ventanas móviles de ancho fijo con el periodo  $\tau$  como cota superior,  $RECM(\tau, \bar{h})$ . En línea con la literatura, la evaluación *ex post* estática muestra la conveniencia de desagregar y predecir con modelos multi-ecuacionales frente a la alternativa de no desagregar y predecir con modelos uni-ecuacionales. El principal resultado de la evaluación *ex post* dinámica es la presencia de cruces en su evolución temporal, en los que un grupo de modelos con un buen [no tan buen] desempeño previo pasa luego a tener uno no tan bueno [bueno] (Aiolfi & Timmermann (2006)), lo que justifica el uso de proyecciones combinadas.

**Palabras claves:** Modelos de series de tiempo, construcción y evaluación de modelos, predicción.  
**Clasificación JEL:** C32, C51, C52, C53.

---

\*El autor reconoce las valiosas sugerencias de Diego Winkelried y los gratos comentarios de un lector anónimo. Todo error es de responsabilidad exclusiva del autor.

\*\*BCRP, [carlos.barrera@bcrp.gob.pe](mailto:carlos.barrera@bcrp.gob.pe), (511) 613 2000, ext. 3936.

## I. Introducción

Los objetivos del presente trabajo son: (1) describir las características del Sistema de Predicción Desagregada (SPD) y de las principales especificaciones de series de tiempo múltiples incluidas en él a la fecha, y (2) evaluar la capacidad predictiva de las proyecciones en el periodo 2006 - 2010 para tres agregados: la variación porcentual del índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana (inflación IPC), la del índice de precios subyacente (inflación subyacente) y la de su complemento, el índice de precios no subyacente (inflación no subyacente). No es posible minimizar la importancia que la predicción de la inflación tiene para los bancos centrales, especialmente para aquellos que en número creciente están adoptando el esquema de metas de inflación. La literatura empírica disponible incluye Barrera(2005,2007,2011) para Perú, Benalal *et al* (2004) para la zona del euro, Bermingham & D’Agostino (2010) para Irlanda, Cuitiño *et al* (2010) para Uruguay, Demers & De Champlain (2005) para Canadá, González *et al* (2006) y González (2008) para Colombia, entre otros.

Un sistema de predicción comprende proyecciones generadas por un conjunto creciente de modelos competitivos que buscan aproximar el proceso generador de los datos (PGD). Si se parte la evidente arbitrariedad de considerar sólo una proyección generada por un modelo en cada periodo de proyección (y compararla con la de algún modelo poco sofisticado), ello reflejará un uso ineficiente de los recursos computacionales a disposición. Esta ineficiencia se reduciría drásticamente si dicho modelo pudiera ser determinado a partir de la comparación de las capacidades predictivas de muchos otros modelos competitivos, con características variadas.

Sin embargo, las pruebas estadísticas de dominancia en predicción para determinar la sobrevivencia de estos modelos requieren una muestra grande de errores de proyección, especialmente cuando la hipótesis nula es la igualdad de las precisiones predictivas de dos modelos o métodos de predicción (ver Ashley(2003) y Armstrong(2007)). Dado el pequeño tamaño de las muestras de errores de proyección típicamente usadas en la literatura, no es posible eliminar la condicionalidad de la dominancia a la muestra específica de errores de proyección disponible. Tampoco es posible eliminar la condicionalidad de la dominancia a la muestra de modelos competitivos (ver Aiolfi & Timmermann (2006) y Giacomini & White(2006)). Por lo tanto, el criterio más objetivo para realizar una evaluación *ex post* resulta ser la raíz del error cuadrático medio (RECM) de proyección, sin dejar de enfatizar sus condicionalidades.

Si se utiliza este criterio de la manera indicada y se cubre el costo computacional requerido para que el conjunto de modelos sofisticados llegue a ser amplio, sólo será posible descartar los menos sofisticados para obtener un conjunto de modelos competitivos que pueda generar proyecciones cada vez más precisas en la medida que este conjunto sea “genéticamente eficiente”, es decir, cuando se mantengan (sobrevivan) aquellos modelos cuyas características les brinden capacidades predictivas dominantes (ver Yu *et al* (2006)). Para el caso de los modelos dinámicos lineales en el SPD, se ha utilizado dos fuentes principales de especificaciones: la ampliación/modificación del conjunto de información que utiliza cada modelo, y el método para la estimación de sus parámetros. Asimismo, para el caso de modelos desagregados existe una fuente natural adicional de modelos competitivos, que proviene de los diferentes niveles o grados de desagregación del agregado disponible. En el presente, el SPD utiliza como datos hasta  $Q = 26$  desagregaciones funcionales del IPC (cada una con  $N_q$  componentes, ver Anexo A), con cada una de las cuales se estima, mes a mes, las 16 especificaciones competitivas, obteniendo 416 modelos *Sparse VAR* (vectores auto-regresivos parsimoniosos). Las proyecciones desagregadas generadas por cada uno de estos modelos son agregadas para obtener una proyección de cada uno de los 3 agregados objetivos, lo que permite que los errores en los componentes se cancelen cuando van en direcciones opuestas.

El presente estudio compara las capacidades predictivas de distintas particiones de las 16 especificaciones en el SPD para la muestra de errores de predicción julio 2006 - mayo 2011:

1. Según el nivel de desagregación en los Cuadros Anexos No. 1 y 2 (Anexo A) sea bajo -entre 2 y 4 componentes-, mediano -entre 5 y 8 componentes- o alto -13 componentes- (Barrera(2005)).

2. Según se seleccione, para la ecuación de cada componente, rezagos del mejor componente asociado o se fuerce la presencia de rezagos del agregado (Barrera(2005)).
3. Según se estime los parámetros con procedimientos robustos o no (Barrera(2007)).
4. Según se incluya o excluya información desagregada de las variaciones del índice de precios al por mayor (IPM) o del producto bruto interno (PBI), la que se selecciona para la ecuación de cada componente en términos de los rezagos del mejor componente del PBI (o del IPM) asociado.

Todas las 16 especificaciones en el SPD pertenecen a la misma familia de modelos *Sparse VAR* (vectores auto-regresivos parsimoniosos). Un modelo es parsimonioso si contiene un número relativamente reducido de parámetros. Ello se logra mediante una secuencia de comparaciones entre un modelo simple y uno más complejo (que engloba al primero) en términos de algún criterio de ajuste, siendo ambos estimados con un método de estimación estadísticamente eficiente. Cuando ya no es posible modificar el modelo complejo para obtener uno más simple y con un mejor criterio de ajuste, el modelo (menos ) complejo es seleccionado por ser asintóticamente el mejor (Stoica & Soderstrom (1982)). Esta familia de modelos busca aproximar el PGD de los componentes de corte transversal de la inflación IPC con un reducido énfasis en la información teórica *a priori* y para cada una de las desagregaciones funcionales en los Cuadros Anexos No. 1 y 2 (Anexo A). En la medida que estas aproximaciones contengan el conjunto de información requerido que puede no coincidir con la desagregación funcional correspondiente, será posible aproximar el PGD de cualquier (sub-)agregado como la inflación IPC o la inflación subyacente IPC y por lo tanto predecirlo con la mayor precisión posible.

La evaluación *ex post* se realiza en dos niveles: (1) la evaluación *ex post* estática, que calcula la raíz del error cuadrático medio (*RECM*) sobre la base de la muestra completa de errores de predicción para cada horizonte  $h$ ,  $RECM(h)$ , y (2) la evaluación *ex post* dinámica, que la calcula sobre la base de sub-muestras de errores con un horizonte  $\bar{h}$  prefijado en ventanas móviles de ancho fijo con el periodo  $\tau$  como cota superior,  $RECM(\tau, \bar{h})$ . Es importante señalar que esta evaluación considera no sólo la comparación entre las particiones ya mencionadas, sino también con un modelo auto-regresivo uni-ecuacional para el agregado que corresponda (el nivel mínimo de desagregación: un único componente).

La siguiente sección describe las características del SPD en el marco de la literatura y la construcción de la familia de modelos de series de tiempo múltiples que sirve de base para las especificaciones del SPD, los *Sparse VAR*. La tercera sección realiza una evaluación de las capacidades predictivas de las especificaciones del SPD usando diferentes particiones de acuerdo con diferentes criterios y para los tres agregados mencionados. Finalmente, la cuarta sección presenta las conclusiones así como algunas perspectivas.

## II. El SPD en la literatura

### *Antecedentes*

El PGD de toda variable macroeconómica que disponemos es básicamente un *agregador* aplicado a una secuencia temporal de distribuciones de corte transversal de  $N$  componentes (ver nota 2). A pesar de ello, la literatura modelística agregada ha insistido en realizar esfuerzos para revelar relaciones empíricas entre diferentes agregados con la información *a priori* provista por explicaciones teóricas del comportamiento microeconómico, bajo el supuesto de que estas ecuaciones están perfectamente especificadas para el comportamiento macroeconómico (inocuidad de agregación). Más aún, esta literatura llega a considerar explicaciones cuantitativas del agregado en función de otros agregados postulados como sus determinantes (descomposiciones históricas con modelos VAR estructurales). Desafortunadamente, cuando se exige<sup>1</sup> a estos modelos de comportamiento agregado que generen proyecciones relativamente precisas en términos de

<sup>1</sup>Explicación y predicción han sido los pilares científicos para fundamentar el progreso científico en el campo de la macroeconomía, al menos durante la década de los 80s (ver Mankiw(1990)).

la  $RECM(h)$ , la mayoría de estos esfuerzos resultan en vano, tal y como lo demuestran, entre muchos otros, Demers & De Champlain (2005) para la curva de Phillips en Canadá, Hsiao *et al* (2002) para la demanda por dinero en Japón y Lindquist (1999) para la demanda por exportaciones en Noruega.

Estos últimos trabajos pertenecen a una literatura modelística desagregada, dentro de la cual se mantiene un número mayor de supuestos de especificación, ahora referidos a las  $N$  relaciones empíricas entre los componentes del agregado explicado. En este sentido replican, en el nivel micro, el mismo camino de partir de la información *a priori* provista por explicaciones teóricas sobre el comportamiento microeconómico para postular relaciones en el nivel macro. En contraste, ya desde Grunfeld & Griliches (1960) se comprendió la necesidad de preguntarse por los supuestos relevantes (teóricos o estadísticos) para la especificación de las ecuaciones microeconómicas de cada componente. Esta necesidad ha sido considerada en el desarrollo de pruebas y criterios estadísticos para una adecuada interpretación de las relaciones entre agregados económicos (ver Pesaran *et al.* (1989), Pesaran (2003), Stoker (2008), Pesaran & Smith(2011) y sus referencias).

En el contexto de predicción, la necesidad de modificar la especificación de las ecuaciones microeconómicas según cada componente es mayor que en el de la mera interpretación de las relaciones entre agregados económicos, ya que la modelación desagregada requiere que las especificaciones varíen según los componentes de tal modo que se utilice, de manera eficiente, un conjunto de información grande y heterogéneo. Esta es la literatura predictiva desagregada a la que pertenece el SPD. En su origen, de tendencia más formal, esta literatura obtuvo una serie de teoremas que establecen las condiciones para que un *agregador* de  $N$  componentes en un vector de series de tiempo sea predicho con la máxima precisión (mínimo  $RECM(h)$ ) únicamente mediante rezagos del mismo agregador en vez de hacerlo aplicando ese mismo agregador a las proyecciones desagregadas generadas por un modelo multi-ecuacional en sus componentes. Evidentemente, estos hallazgos formales dependen de los supuestos sobre el PGD de dichos componentes y sobre la definición del propio *agregador*. Con respecto al PGD<sup>2</sup>, Tiao & Gutman (1980) utilizan un vector de procesos promedio móvil (VMA); Rose (1977) utiliza un vector de procesos auto-regresivos, integrados y con promedios móviles (ARIMA) independientes; Kohn (1982) utiliza un vector de procesos auto-regresivos (VAR), otro de procesos auto-regresivos con promedios móviles (VARMA) así como un VARMA integrado (VARIMA). Lutkepohl (1984a) generaliza matemáticamente los resultados estacionarios presentes en la literatura hasta ese momento (en especial los de Rose (1977) y Kohn (1982)). Los resultados formales de Lutkepohl (1984a) indican que, si se supone que el PGD de los componentes es conocido, para predecir el agregado es óptimo predecir los  $N$  componentes y aplicar la transformación lineal como agregador a dicha predicción multivariada, en vez de predecir el agregado únicamente mediante rezagos del mismo.<sup>3</sup>

Por su parte, ya en la rama empírica de esta literatura, los resultados de las simulaciones de Lutkepohl (1984b) indicaron que, cuando dicho modelo de múltiples series de tiempo es desconocido (el caso que se enfrenta en la realidad), éste puede tener una estructura VARMA bastante complicada y difícil de determinar en la práctica debido a que las posibilidades de obtener especificaciones equívocas aumentan con la incertidumbre tanto sobre los parámetros estimados como sobre el orden del modelo. Las proyecciones de un proceso agregado estimado pueden aparecer superiores que las obtenidas de un proceso estimado para los componentes debido a la sub-parametrización o la sobre-parametrización potenciales respecto al verdadero proceso. En todo caso, si no es factible suponer que las relaciones empíricas micro están perfectamente especificadas, la solución natural es aproximar el PGD de los componentes de corte transversal de la mejor manera posible (para luego obtener los agregados que se requiera) aprovechando

<sup>2</sup>Con respecto al *agregador*, éste puede definirse como una simple suma (Granger(1987), Demers & De Champlain (2005)) que, luego de una agrupación, deviene un promedio ponderado, el cual, luego de una transformación, se convierte en una función no lineal (una función lineal con parámetros cambiantes, ver Barrera (2005)).

<sup>3</sup>Clark (2000) generaliza el PGD de Kohn(1982) al utilizar un vector de procesos co-integrados (modelos VEC) como PGD. Una generalización para PGD no lineales estáticos es presentada por van Garderen *et al* (2000), cuya clasificación de la literatura es similar a la presentada aquí.

la disponibilidad de datos desagregados para fines predictivos, con un reducido énfasis en la información teórica *a priori*.<sup>4</sup>

En otros términos, el mínimo RECM para predecir el agregado no se logra estimando un modelo de series de tiempo uni-ecuacional únicamente con los datos del agregado para generar las proyecciones del agregado, sino estimando una aproximación del PGD de los datos desagregados (con algún nivel de desagregación) que genere las proyecciones desagregadas que se agregan para obtener las proyecciones del agregado. Esta es la principal recomendación que se obtiene de esta literatura, especialmente en Lutkepohl (1984b,1987,2009).<sup>5</sup> Las aplicaciones recientes para predecir el crecimiento de la producción real (García-Ferrer *et al* (1987), Zellner & Hong (1989), Zellner & Tobias (1999)) así como la inflación (Hubrich (2005), Hendry & Hubrich (2006), Sbrana & Silvestrini (2009) y Hendry & Hubrich (2010)) han obtenido resultados tanto a favor como en contra de esta recomendación. La oposición de estos resultados empíricos puede explicarse por el esfuerzo (o la ausencia del mismo) en obtener parsimonia, las posibilidades de sub- o sobre-parametrización mencionadas por Lutkepohl(1984b), los niveles relativamente bajos de desagregación utilizados, el uso de datos previamente desestacionalizados, cuando no lo sea por la presencia de quiebres o choques en variables omitidas. Desafortunadamente, no se suele hacer explícito que estos factores (hipótesis mantenidas) condicionan los resultados obtenidos (ver nota 5).

#### *Más allá de las convenciones*

Para la literatura predictiva desagregada, la construcción de una aproximación parsimoniosa al PGD de los componentes no está limitada por la disponibilidad de datos que faciliten un conjunto de pruebas de hipótesis particular: ya no es necesario utilizar una misma especificación para todos los componentes. De aquí surge una serie de problemas, el primero de los cuales es cómo variar las especificaciones según los componentes para utilizar eficientemente un conjunto amplio y heterogéneo de información. La solución que se propone con el SPD es considerar diferentes especificaciones en la familia de modelos *Sparse VAR* (vectores auto-regresivos parsimoniosos) que, de manera automática, construyen un modelo específico para cada componente que incluya sus propias variables explicativas pre-determinadas (ver Benalal *et al* (2004) y den Reijer & Vlaar (2004)) de acuerdo con un conjunto de información específico.

Una pregunta importante que la literatura ha considerado tangencialmente ha sido sobre cuál es el nivel adecuado de desagregación. Típicamente ha sido más fácil considerar la pregunta sobre ¿desagregar o no desagregar? (Benalal *et al* (2004)). La aplicación de Lindquist(1999) a la demanda por exportaciones noruegas de bienes manufacturados es ilustrativa de la posición a favor de no desagregar: la simplicidad. Es sorprendente que las convenciones a favor de la simplicidad hayan impedido la comparación de diferentes grados de desagregación en términos de capacidad predictiva. Demers & De Champlain (2005) presentan dos niveles de desagregación. González *et al* (2006) encuentran un nivel de desagregación apropiado para predecir el agregado de inflación de alimentos en Colombia. En contraste, los resultados en Barrera(2005) indican que niveles intermedios de desagregación (13 componentes o más; ver Anexo A) brindan mayores niveles de precisión en la predicción de la inflación IPC para distintos horizontes, aunque este resultado está condicionado a un entorno relativamente estable (periodos normales con niveles bajos de incertidumbre).

Los predominantes niveles de desagregación relativamente bajos pueden haber sido utilizados en la literatura para evitar los problemas de choques grandes que afectan toda la distribución de corte transversal en la misma dirección durante periodos de alta incertidumbre. Se ha observado

---

<sup>4</sup>Un punto de vista científico progresista considera el desarrollo de modelos teóricos y el desarrollo de modelos de predicción como complementarios pues la capacidad predictiva de los modelos de predicción es una referencia competitiva para validar los modelos teóricos con capacidad predictiva similar. Su uso lograría un estado de progreso en lugar de la co-existencia de múltiples modelos teóricos sin validar.

<sup>5</sup>Este autor es ejemplar por hacer explícito que los resultados teóricos típicamente dependen de supuestos mantenidos que no necesariamente se observan en la realidad, lo que implica mantener un balance entre los resultados teóricos y los resultados empíricos.

que en estos casos, niveles bajos de desagregación pueden ser beneficiosos para algunos horizontes de predicción, lo que a su vez puede haber favorecido al argumento de simplicidad (esto puede formar parte de la explicación de los resultados de Duarte & Rua (2007), ver Anexo E).

### Construcción de modelos Sparse VAR

Para construir un miembro de la familia de modelos *Sparse VAR* se parte de un modelo VAR sobre-parametrizado que es sujeto a un procedimiento automatizado *top-down* que determina la presencia o ausencia tanto de variables (Barrera(2005)) como de sus rezagos (Lutkepohl(1991,2005)). Este procedimiento consiste, en primer lugar, en estimar los parámetros de cada ecuación asociada al componente  $i$  en forma reducida (incluyendo los rezagos del agregado) vía el método de estimación de Mínimos Cuadrados Generalizados Factibles (FGLS), el cual permite incluir restricciones de exclusión obtenidas mediante la selección de los rezagos de las variables explicativas “de lo general a lo particular” (*top-down*). Esta selección aplica reglas de decisión basadas en la minimización de criterios de información a la ecuación de cada componente.<sup>6</sup> Al final del procedimiento, se obtiene un modelo VAR parsimonioso.

Para cada nivel de desagregación con un número de componentes igual a  $N_q$ , se dispondrá de los parámetros estimados de  $N_q$  ecuaciones para construir las matrices de un sistema VAR( $N_q$ ) en forma reducida. Por ejemplo, el Anexo A presenta las desagregaciones funcionales del IPC utilizadas por el SPD.<sup>7</sup> En el caso de la lista de componentes para la desagregación B del IPC, con  $N_q = 3$  componentes, luego de estimar  $N_q = 3$  versiones de cada una de las  $N_q = 3$  ecuaciones, cada una de las cuales tiene, alternativamente, los rezagos de uno de los otros dos componentes, o del propio agregado (el IPC en el presente documento) como variables predeterminadas, puede elegirse la mejor especificación de cada ecuación e incluirla en un sistema VAR con muy pocos parámetros.

Sin embargo, esta estrategia puede no lograr el suficiente ahorro de grados de libertad cuando los niveles de desagregación son elevados ( $N_q > 3$ ). La primera solución es incluir únicamente los rezagos del mejor componente  $j$  como variables explicativas en la ecuación del componente  $i$ . El componente  $j$  correspondería al precio (la cantidad) usada como referencia ( $p_{i,t}^*$ ) por el agente representativo en el sector  $i$ , no necesariamente el agregado (pero tampoco excluyéndolo). La segunda solución es incluir únicamente los rezagos del agregado como si éste fuese un *factor común* de todos los componentes  $i$ , aunque ello limite sobremanera el conjunto de información utilizado para predecir cada componente  $i$ . Dependiendo de la disponibilidad de datos, la tercera solución es incluir rezagos tanto de  $i$  como de  $j$ .

Las dos primeras soluciones se describen a continuación y sus capacidades predictivas son comparadas en la sección III. Más específicamente, cada una de sus ecuaciones puede describirse como:

- Sistema A: identificación del mejor componente  $j$  asociado al componente  $i$ . Como el nivel de precios (cantidades si el agregado fuera el PBI) de referencia ( $p_{i,t}^*$ ) para el agente representativo en el sector  $i$  no tiene que ser necesariamente el agregado ( $q_t$ ), se tiene  $p_{i,t}^* \neq q_t$  y se debe determinar cuál de todos los potenciales niveles de referencia es el que mejora la precisión de la proyección del componente  $i$ . Para ello se estiman  $N_q$  ecuaciones en forma reducida

$$\Delta p_{i,t} = \sum_{s=1}^p \alpha_s \Delta p_{i,t-s} + \sum_{s=1}^p \beta_s \Delta p_{j,t-s} + v_{i,t}$$

para todos los posibles  $j$  (incluyendo el propio agregado  $q_t$ ) y se determina el mejor  $j^* \in \{1, 2, \dots, i-1, i+1, \dots, N_q, \text{agregado}\}$  minimizando la incertidumbre predictiva. Para cada una de estas  $N_q$  ecuaciones, la especificación de los rezagos relevantes es “de lo general a lo particular” vía el método de estimación FGLS-VAR.

<sup>6</sup>El procedimiento automatizado PC-GETS de Hendry & Krolzig (2005) determina las restricciones de exclusión mediante pruebas de significancia estadística, una de cuyas desventajas es que dependen del punto de partida. La solución vía secuencias de búsqueda múltiple tiene un costo computacional prohibitivo. Un estudio Monte Carlo con modelos VAR de hasta 3 variables y 2 rezagos encuentra que ambos tipos de “algoritmos de reducción de modelos basada en los datos” brindan resultados similares (Brüggemann *et al* (2002)).

<sup>7</sup>Barrera(2011) compara la precisión de las proyecciones de un sub-conjunto de los modelos del SPD utilizando datos con desagregaciones alternativas (no funcionales) generadas con dos métodos no paramétricos.

- Sistema B: identificación de rezagos para cada variable predeterminada usando el agregado como mejor componente asociado. En este caso, la ecuación  $i$  en forma reducida es

$$\Delta p_{i,t} = \sum_{s=1}^p \alpha_s \Delta p_{i,t-s} + \sum_{s=1}^p \beta_s \Delta q_{j,t-s} + v_{i,t}$$

donde se supone que el mejor componente asociado es el agregado (supuesto  $p_{i,t}^* = q_t$ ). Esta ecuación considera un máximo de  $p$  rezagos para cada variable predeterminada. Esta ecuación excluye los rezagos de la demanda agregada como variables predeterminadas (ver ecuación (2) en Barrera(2005)). Al igual que en el Sistema A, la especificación de los rezagos relevantes se realiza con la estimación FGLS-VAR.

Por lo tanto, incluir las mejores ecuaciones estimadas para cada componente  $i$  en un VAR( $N_q$ ) equivale a construir un modelo VAR con gran cantidad de bloques de ceros, el cual denominamos *Sparse* VAR( $N_q$ ). Es así como la construcción de modelos *Sparse* VAR logra elevados niveles de parsimonia, con lo que se soluciona el problema de la maldición de la dimensionalidad inherente en los modelos VAR y se potencia sus capacidades predictivas (ver Lutkepohl(2005)).

Claramente, la especificación de cada modelo *Sparse* VAR( $N_q$ ) depende de la información que utiliza, es decir, del conjunto de variables que formará parte de la forma reducida del modelo VAR. En el caso de incluir información adicional, por ejemplo, de una desagregación del PBI (o del IPM) que tenga  $N_w$  componentes, cada ecuación de forma reducida para  $\Delta p_{i,t}$  incluye  $p$  rezagos de alguno de estos componentes, el más adecuado en términos de la incertidumbre predictiva de dicha ecuación. De manera complementaria, el modelo *Sparse* VAR( $N_q + N_w$ ) contiene  $N_w$  ecuaciones más, para cada una de las cuales se realiza identificaciones análogas a las ya mencionadas y donde rezagos de los  $N_q$  componentes de la desagregación del IPC se incluyen como información predeterminada adicional.

Finalmente, dado que el objetivo principal es elaborar proyecciones respecto al agregado, los modelos *Sparse* VAR( $N_q$ ) incluyen, además de las ecuaciones para los  $N_q$  componentes, una ecuación adicional que calcula las variaciones del agregado a partir de las de los componentes. Una vez obtenidas las matrices de coeficientes estimados del modelo *Sparse* VAR( $N_q$ ), la proyección de los componentes y del agregado para los periodos  $t + 1, \dots, t + h$  en el horizonte  $h$  se realiza según la secuencia:

- proyección de cada componente para  $t + 1$  a partir de los datos en  $t$ ;
- proyección del agregado para  $t + 1$  con los ratios relativos en  $t$  (datos);
- cálculo de ratios relativos para  $t + 1$  aplicando proyecciones en  $t + 1$  a los ratios en  $t$ ;
- proyección de cada componente para  $t + 2$  a partir de las proyecciones  $t + 1$ ;
- proyección del agregado para  $t + 2$  con los ratios relativos en  $t + 1$  (proyectados);
- cálculo de ratios relativos para  $t + 2$  con las proyecciones en  $t+2$  y los ratios en  $t + 1$ ; etc.

algoritmo que considera una particularidad de la ecuación que define el agregador, con parámetros cambiantes en el tiempo, debido a su dependencia de los ratios de precios (o cantidades) relativos al nivel agregado. Otra manera de explicar esta secuencia es como el cálculo de los índices de los componentes, del índice agregado, de la variación porcentual de todos los índices y el ingreso de las variaciones en las ecuaciones que las requieran para realizar la proyección del siguiente periodo y continuar así hasta agotar el horizonte de proyección  $h$ .

Finalmente, debe mencionarse que el SPD considera sólo modelos VAR estacionarios debido que son más robustos que los modelos VEC ante la presencia de estos quiebres, los que deterioran drásticamente las relaciones de cointegración consideradas. Así se evita el uso de ajustes a los interceptos, cuya única finalidad es la de atenuar el deterioro de la capacidad predictiva de los modelos VEC respecto a la de los modelos VAR (Granger(1996)).<sup>8</sup>

<sup>8</sup>Pesaran & Timmermann (2005) recomiendan el uso de los datos antes de la fecha de un quiebre para la estimación de los parámetros de modelos auto-regresivos porque los sesgos y las RECM(.) resultan menores que



### III. Evaluación *ex post* estática y dinámica

En esta sección se compara la precisión predictiva de las siguientes particiones de las 16 especificaciones en el SPD, particiones que son descritas a continuación:

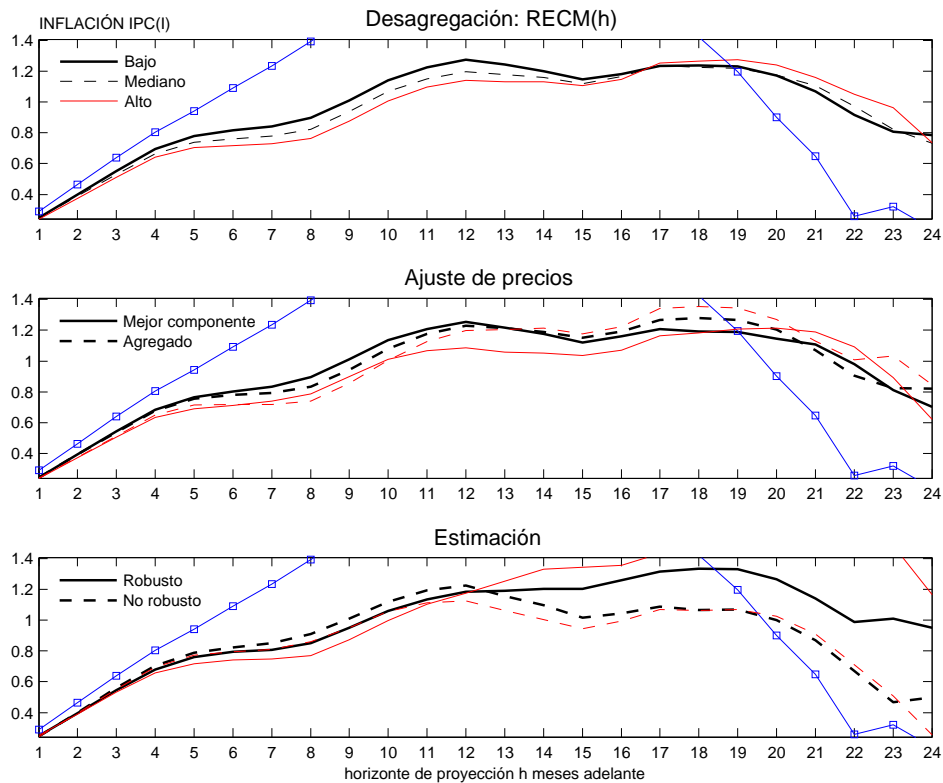


Gráfico No. 1: Total - RECM

1. La primera partición se genera de acuerdo con los niveles de desagregación en los Cuadros Anexos No. 1 y 2, los cuales han sido agrupados en niveles bajos (entre 2 y 4 componentes), niveles medianos (entre 5 y 8 componentes) y el más alto nivel de desagregación (13 componentes).
2. La segunda partición surge en la construcción de modelos *Sparse VAR*, al seleccionar la variable cuyos rezagos se incluirán en la ecuación de cada componente de un conjunto de variables que incluye el agregado o forzar la selección del agregado en todas las ecuaciones del modelo *Sparse VAR*. En el contexto de predicción de las variaciones de los rubros al interior del IPC, se está comparando dos estrategias extremas de ajuste de precios.
3. La tercera partición proviene de la consideración de procedimientos de estimación robusta con los que se obtiene parámetros estimados menos sensibles ante la presencia de observaciones atípicas (*outliers*).<sup>9</sup> El desempeño de la familia de modelos que se estiman con estos procedimientos es comparado con el que resulta de estimarla sin ellos.

cuando sólo se utiliza los datos posteriores a dicha fecha. La presencia de sesgos de muestras pequeñas en los estimados de sus parámetros fundamenta esta recomendación, incluso si la muestra posterior al quiebre es amplia. Aunque sus resultados se obtienen mediante análisis y simulación en modelos auto-regresivos uni-ecuacionales, han servido de guía para maximizar la capacidad predictiva de los modelos VAR estacionarios en el SPD.

<sup>9</sup>Cuando las observaciones atípicas aparecen en secuencia, se confunden con la presencia de quiebres temporales. Una solución es considerar familias de modelos con heteroscedasticidad condicional donde la parsimonia se obtiene mediante la maximización de una función de verosimilitud penalizada, como en Barrera(2010,2011). Barrera (2007) presenta un procedimiento robusto para los modelos *Sparse VAR* donde se tiene un número finito de *outliers*, una solución veloz que mantiene la sencillez del método de estimación usado en los modelos no robustos.

4. Finalmente, los conjuntos adicionales de información son fuente de especificaciones competitivas y dan lugar a varias particiones. El SPD contiene especificaciones que incluyen componentes de otro agregado macroeconómico: el crecimiento de la producción real (PBI) o el crecimiento del índice de precios al por mayor (IPM), especificaciones que son comparadas con las que no incluyen estos componentes (y también entre sí).

Estas dos últimas especificaciones pueden interpretarse, respectivamente, como una versión multi-ecuacional de la curva de Phillips usando la producción sectorial en variaciones porcentuales,<sup>10</sup> o una versión multi-ecuacional dinámica de la ecuación del margen sobre los costos nominales.<sup>11</sup>

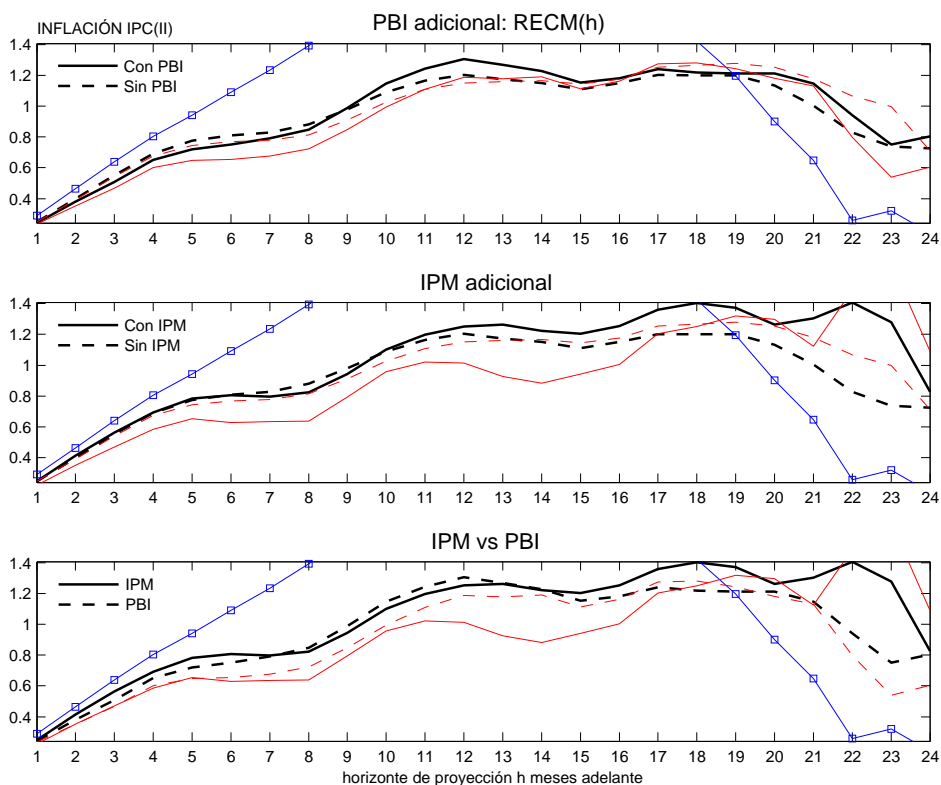


Gráfico No. 2: Total - RECM (continuación)

Esta evaluación *ex post* utiliza la muestra de errores de predicción ejecutados que va desde julio del 2006 hasta mayo del 2011 y estos errores de predicción se refieren a la variación 12 meses del IPC mensual, del índice subyacente IPC y del índice no subyacente IPC. Las secuencias de la raíz del error cuadrático medio (RECM(.)) y de sus componentes complementarios, la desviación estándar y el sesgo (DESTD(.) y SESGO(.)) se calculan con estos datos *para cada modelo individual* y según el tipo de evaluación (estática o dinámica, ver abajo). Dada su naturaleza complementaria, por lo general el texto principal menciona sólo uno de los componentes, el DESTD(.), aunque por completitud todos los anexos lo incluyen. Finalmente, para cada partición de modelos según las especificaciones incluidas en el SPD se calcula dos estadísticos (promedios y mínimos), aunque las comparaciones que siguen enfatizan los estadísticos promedios. Por completitud, el Anexo D ilustra los estadísticos mínimos, asociados al modelo individual más preciso de cada partición de modelos, para cada horizonte y/o periodo.

<sup>10</sup>En contraste, Demers & De Champlain (2005) utilizan desviaciones respecto a medidas tendenciales de la producción sectorial asociadas a cada componente de inflación IPC de manera *ad hoc* (sobre la base de su mejor juicio *a priori*) porque no incluyeron las reglas de decisión como las usadas en el SPD para lograr parsimonia.

<sup>11</sup>El Anexo A también incluye las desagregaciones del PBI y del IPM utilizables en el SPD, de las cuales se seleccionó aquellas dos que brindaron los mejores resultados para predecir el PBI y el IPM, respectivamente.

La evaluación *ex post* estática ( $RECM(h)$ ) compara el desempeño en predicción de las particiones mencionadas en horizontes que van desde 1 hasta 24 meses adelante ( $h \in \{1, 2, \dots, 24\}$ ), y determina cuál de las dos ha predicho mejor y en qué rango de horizontes. El cálculo de las  $RECM(h)$  utiliza toda la muestra de errores de proyección ejecutados. El número de errores usado en el cálculo decrece lentamente al aumentar el horizonte: para  $h = 1$  meses adelante, el cálculo del RECM usa las 59 observaciones disponibles (desde jul. 2006 hasta mayo 2011); para  $h = 2$ , 58 observaciones, etc. En este sentido, es preferible comparar los distintos horizontes en rangos de horizontes, por ejemplo entre los  $h \in \{1, 2, 3, 4\}$  o entre los  $h \in \{12, 13, 14, 15\}$ .<sup>12</sup>

Por su parte, la evaluación *ex post* dinámica ( $RECM(\tau, \bar{h})$ ) compara el desempeño de las particiones mencionadas de manera temporal para un horizonte de predicción prefijado (sólo se incluye tres horizontes prefijados,  $\bar{h} \in \{3, 6\}$ ). Las secuencias de la  $RECM(\tau, \bar{h})$  se calculan usando ventanas móviles de un ancho fijado de acuerdo con el  $\bar{h}$  correspondiente y con cota superior en el periodo  $\tau$  que varía a través de la muestra disponible de errores de predicción ejecutados con ese horizonte  $\bar{h}$  prefijado. El eje horizontal ( $\tau$ ) de los sub-gráficos corresponde a la fecha de la cota superior de la ventana móvil asociada a cada  $\bar{h}$ . El ancho de cada ventana asociada a  $\bar{h} \in \{3, 6\}$  es de  $\{15, 12\}$  observaciones, respectivamente, por lo que cada punto en una secuencia de la  $RECM(\tau, \bar{h})$  es comparable con los demás puntos de manera exacta. Nótese que las fluctuaciones en la  $RECM(\tau, \bar{h})$  reflejan la sensibilidad temporal de la precisión de las proyecciones correspondientes ante a la presencia de una secuencia de datos atípicos dentro y hacia el final de la muestra de estimación (ver Barrera (2007)) así como a la presencia de quiebres estructurales no espurios.

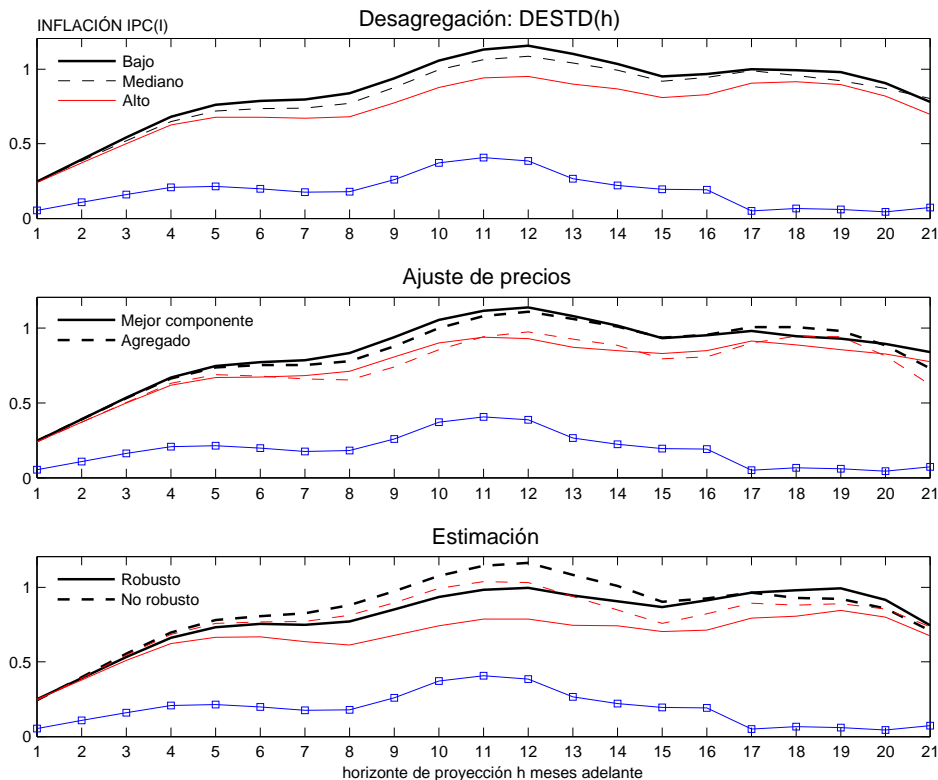


Gráfico No. 3: Total - DESTD

Con excepción del primer sub-gráfico de cada grupo de 6 sub-gráficos, se ha evitado leyendas superpuestas sobre los patrones de cada sub-gráfico, por lo que el lector debe tener en cuenta tres guías para seguir el texto descriptivo sobre los gráficos presentados: (1) se enfatiza las líneas negras (gruesas en la impresión), que corresponden a los estadísticos de las particiones

<sup>12</sup>Sin embargo, a pesar de que  $h = 1$  y  $h = 24$  difieren en el número de observaciones, esta diferencia no es tal que impida la comparación debido al número de errores utilizados, bastante mayor al típicamente usado en pruebas estadísticas de dominancia predictiva.

de modelos ya mencionadas; (2) la línea azul con un cuadrado como marcador corresponde a la referencia agregada (total, subyacente o no subyacente, según el caso) y se repite en cada grupo de 6 sub-gráficos, por lo que sólo se comenta sobre el grupo en conjunto; (3) similarmente, sólo se hace una mención de conjunto a las líneas rojas (delgadas en la impresión), que corresponden a la especificación estimada individual con el grado de desagregación más alto considerado (13 componentes de la inflación IPC), en las dos versiones análogas a las particiones de las líneas negras. Asimismo, el texto descriptivo se refiere a gráficos que muestran estadísticos promedio, por lo que todo resultado caracterizado como “aparente” requiere consultar los gráficos correspondientes en el Anexo D, que muestran estadísticos mínimos.

*Evaluación de las proyecciones de inflación IPC*

La evaluación estática sobre la base de la RECM( $h$ ) en los Gráficos No. 1 y 2 favorece el uso de grados de desagregación elevados (Alta=  $\diamond$ ) para  $h < 16$ , de rezagos del agregado (Mejor componente  $\preceq$  Agregado) para  $h < 13$  (Barrera(2005)), de procedimientos robustos (Robusto  $\succeq$  NoRob) para  $h < 13$  (Barrera(2007)) así como de la información desagregada del PBI (PBI  $\succeq$  NoPBI) para  $h < 9$ , de la del IPM (IPM  $\succeq$  NoIPM) para  $h \in \{7, 8, 9\}$ , siendo la información desagregada del PBI la preferida frente a la del IPM (IPM  $\preceq$  PBI) para  $h < 7$  y  $h > 14$ . Combinar un alto grado de desagregación con especificaciones más complejas (incluso hasta 17 meses adelante) es una práctica avalada por estos resultados. La referencia agregada provista por los modelos uni-ecuacionales domina aparentemente a las especificaciones del SPD recién a partir de los 19 meses adelante (con los estadísticos mínimos sólo lo logra con las especificaciones con el nivel máximo de desagregación y alrededor de ese horizonte; ver Anexo D).

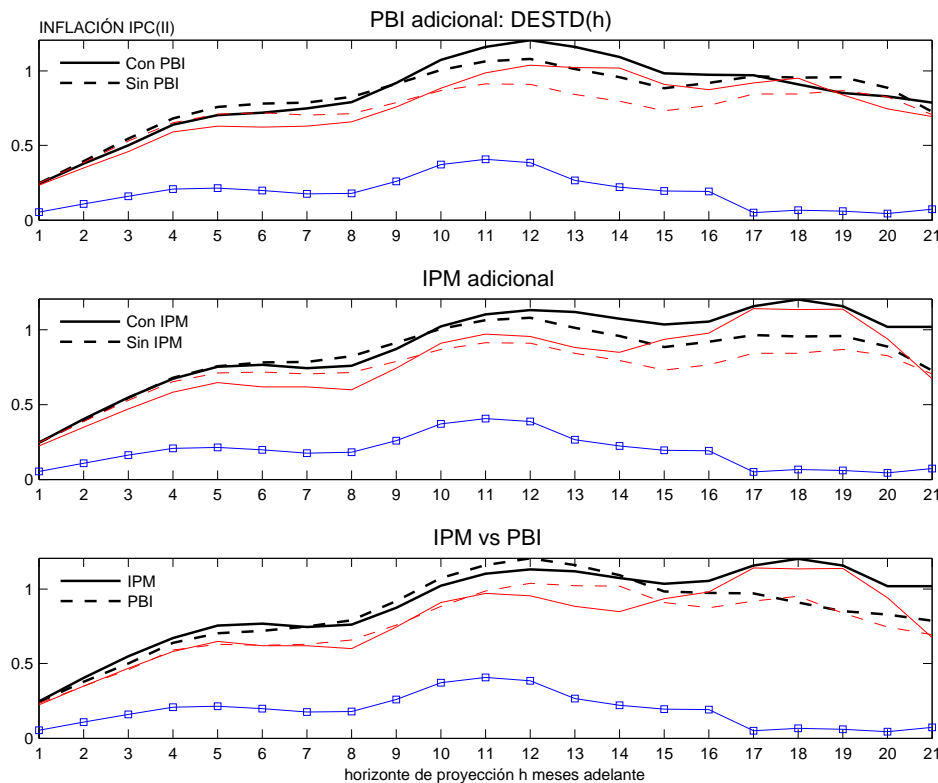


Gráfico No. 4: Total - DESTD (continuación)

Las dominancias en el DESTD( $h$ ) de los Gráficos No. 3 y 4 que son explicativas de las ya mencionadas corresponden al uso de grados de desagregación elevados para todo  $h$ , de procedimientos robustos para  $h < 15$  así como de la información desagregada del PBI para  $h < 9$  y  $h \in \{18, 19, 20\}$ . La referencia agregada resulta efectivamente dominante en todos los horizontes relevantes en términos del DESTD( $h$ ), lo que se ve avalado en términos de los estadísticos

mínimos (ver Anexo D). Este resultado implica que lo inverso sucede con el otro componente complementario del RECM, el  $SESGO(h)$  en valor absoluto o  $ABS-SESGO(h)$ , en todos los horizontes presentados en los Gráficos No. 3 y 4 ( $h < 22$ ), como se puede confirmar en el Gráfico No. 13 del Anexo B. Se confirma aquí que, para la mayoría de horizontes, el sesgo es mayor para un modelo sencillo mientras que la varianza es mayor para modelos más complejos (ver Yu *et al* (2006)), aunque puede inquietar la pregunta de porqué no se cumple en el Gráfico No. 13 para  $h > 21$ . Como veremos, la respuesta se encuentra en la razón por la que las  $RECM(h)$  no resultan monótonicamente crecientes.

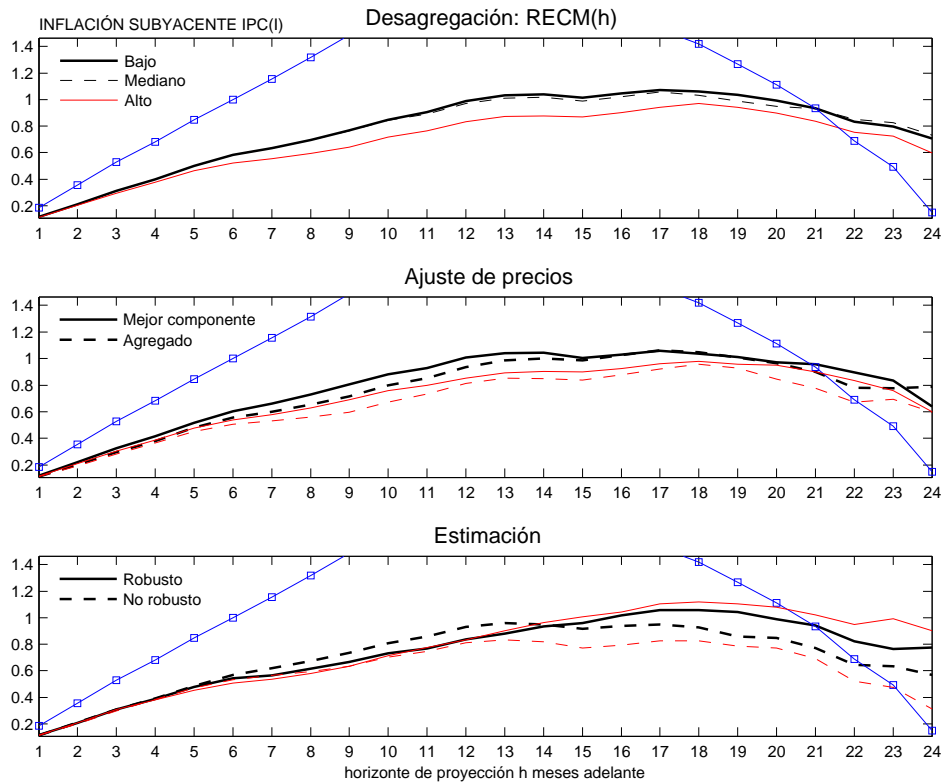


Gráfico No. 5: Subyacente - RECM

De las otras particiones de estadísticos promedio según la  $RECM(h)$ , sólo la dominancia de la información desagregada del PBI frente a la del IPM puede explicarse principalmente por las secuencias del  $ABS-SESGO(h)$  para  $h < 7$  y  $h > 14$  (ver gráfico correspondiente del Anexo B), ya que los perfiles de la  $RECM(h)$  que favorecen el uso de rezagos del agregado para  $h < 13$  y de la información desagregada del IPM para  $h \in \{7, 8, 9\}$  se explican por las dominancias en ambos componentes de la  $RECM(h)$ . Nótese que todos los perfiles del  $ABS-SESGO(h)$  son fuertemente crecientes en  $h$  para horizontes cortos y medianos. Finalmente, y en contraste con esta evaluación de las *diferencias promedio* entre particiones de modelos, puede notarse que el  $DESTD(h)$  resulta ser el determinante más importante de los *niveles promedio* de la  $RECM(h)$  para todas las particiones de modelos y en los horizontes de predicción cortos y medianos. Bajo este estadístico se confirma que las especificaciones más complejas combinadas con un alto grado de desagregación tienden a dominar, en particular en horizontes cortos ( $h < 8$ ) (aunque la partición con estimación robusta domina en todos los horizontes).

La evaluación dinámica de la  $RECM(\tau, \bar{h})$  (ver Anexo C) para  $\bar{h} \in \{3, 6\}$  meses adelante favorece las ventajas de usar grados de desagregación elevados (Alta=  $\diamond$ ), ya observadas en la evaluación estática, debido al buen desempeño de la  $RECM(\tau, \bar{h})$  para  $\tau \in \{0208, 1009\}$ . Asimismo, la dominancia de la información desagregada del PBI frente a la del IPM en la evaluación estática pueden explicarse por un buen desempeño de la  $RECM(\tau, \bar{h})$  relativa a favor del IPM en un primer periodo, cuyo efecto es compensado por el cambio a favor del PBI en un segundo

periodo (lo que a su vez se explica principalmente por la evolución temporal del  $\text{SESGO}(\tau, \bar{h})$ ; ver Anexo C). En cuanto a las demás comparaciones por particiones de modelos, (la selección de rezagos del mejor componente asociado, el uso de procedimientos de estimación no robustos así como el uso de información desagregada del IPM y del PBI por separado), se puede afirmar que han logrado ofrecer proyecciones relativamente precisas de la inflación IPC en varios sub-periodos pequeños. Finalmente, y en contraste con esta evaluación de las *diferencias promedio* entre particiones de modelos, el  $\text{DESTD}(\tau, \bar{h})$  es el determinante más importante de los *niveles promedio* de la  $\text{RECM}(\tau, \bar{h})$  para todas las particiones de modelos y en todos los horizontes de predicción (comparar el Anexo C para cada  $\bar{h} \in \{3, 6\}$ ). La evolución temporal del  $\text{SESGO}(\tau, \bar{h})$  básicamente suaviza los “valles” presentes en la evolución temporal del  $\text{DESTD}(\tau, \bar{h})$ , obteniéndose una evolución temporal de la  $\text{RECM}(\tau, \bar{h})$  más suave, sorpresivamente similar a la del  $\text{SESGO}(\tau, \bar{h})$ .

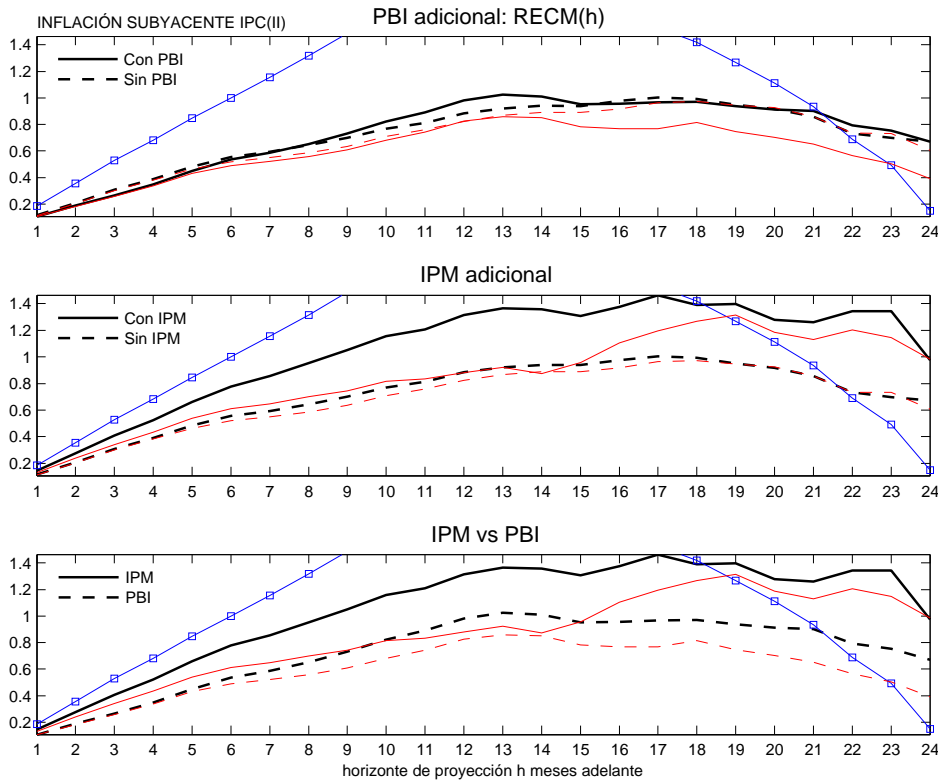


Gráfico No. 6: Subyacente - RECM (continuación)

La naturaleza suavemente oscilante del  $\text{ABS-SESGO}(\tau, \bar{h})$ , cuyo efecto acumulado explica los errores sistemáticos crecientes en el  $\text{ABS-SESGO}(\bar{h})$ , justificaría el uso de proyecciones ajustadas por sesgo (ya que el patrón temporal de errores sistemáticos parece predecible). Sin embargo, el periodo bajo análisis no sólo presenta cambios estructurales (que se reflejan en el  $\text{SESGO}(\tau, \bar{h})$ ), sino también elevaciones temporales en la incertidumbre (que se reflejan en el  $\text{DESTD}(\tau, \bar{h})$ ).<sup>13</sup> En línea con los objetivos del SPD, ello indica que las oportunidades de mejora en la precisión de las proyecciones se encuentran en el desarrollo de modelos de predicción dinámicos con heteroscedasticidad condicional (procesos ARCH vectoriales) como los utilizados en Barrera(2010,2011). Las dos siguientes sub-secciones complementan la evaluación de las proyecciones de inflación IPC de las diferentes particiones de modelos con las de las proyecciones de sus dos componentes principales.<sup>14</sup>

<sup>13</sup>La sucesión de periodos normales y periodos de mayor incertidumbre justifica considerar efectos ARCH, los que se reflejan en los tramos decrecientes de  $\text{DESTD}(h)$  ( $=\text{RECM}(h)$  cuando  $\text{ABS-SESGO}(h)=0$ ); ver Clements & Hendry (1998), pg. 101. Nótese que el periodo de la muestra de errores de predicción comprende los marcados cambios transitorios y permanentes observados durante la crisis financiera internacional iniciada en los EE.UU.

<sup>14</sup>Asimismo, la evaluación *ex post* dinámica volverá a revelar que la existencia de “crossings” en los que una

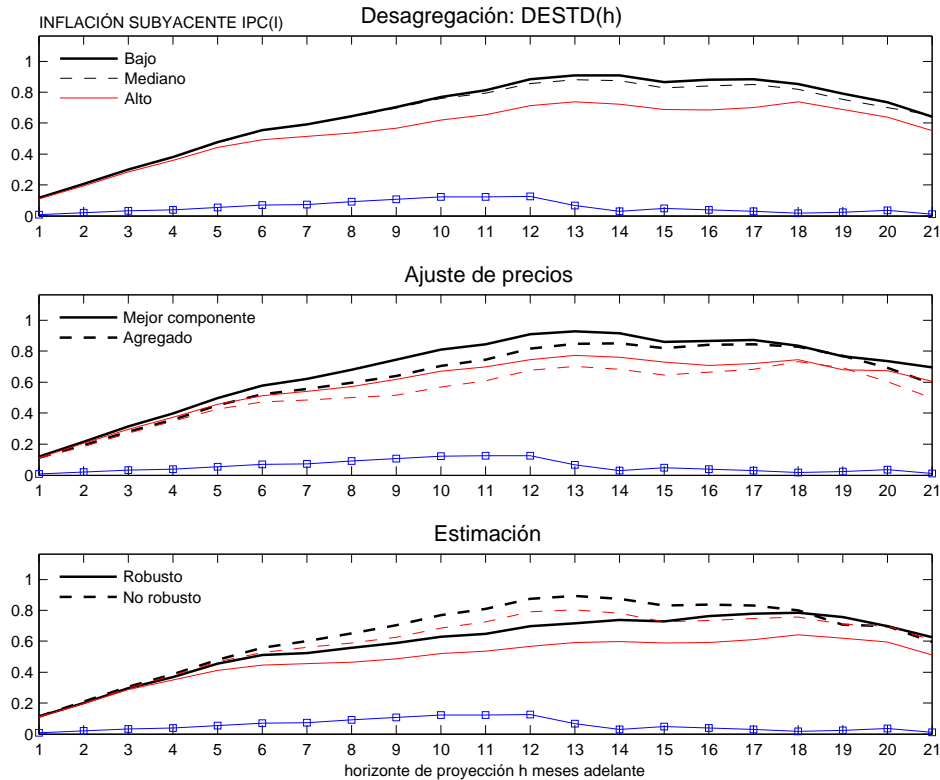


Gráfico No. 7: Subyacente - DESTD

*Evaluación de las proyecciones de inflación subyacente IPC*

La evaluación estática sobre la base de la  $RECM(h)$  en los Gráficos No. 5 y 6 favorece el uso de grados de desagregación elevados (Alta=  $\diamond$ ) para todo  $h$ , de rezagos del agregado (Mejor componente  $\preceq$  Agregado) para  $h < 16$ , de procedimientos robustos (Robusto  $\succeq$  NoRob) para  $h < 15$  así como de la información desagregada del PBI (PBI  $\succeq$  NoPBI) para  $\{h < 7\} \cup \{16 : 19\}$ , de la del IPM (IPM  $\succeq$  NoIPM) para todo  $h$ , siendo la información desagregada del PBI la preferida frente a la del IPM (IPM  $\preceq$  PBI) para todo  $h$ . Nótese que la referencia agregada domina a *algunas* de las especificaciones multi-ecuacionales del SPD con los estadísticos promedio recién a partir de los 22 meses adelante. En el Anexo D con estadísticos mínimos, la referencia agregada no domina en ningún horizonte.

Las dominancias en el  $DESTD(h)$  de los Gráficos No. 7 y 8 que son explicativas de las ya mencionadas corresponden al uso de grados de desagregación elevados para todo  $h$ , de rezagos del agregado para todo  $h$ , de procedimientos robustos para  $h < 18$ , de la información desagregada del PBI para  $h < 6$ , y de no usar la del IPM para todo  $h$ . Varias de las especificaciones más complejas combinadas con un alto grado de desagregación tienden a dominar (la partición con la estimación robusta domina en todos los horizontes). La referencia agregada nuevamente domina (en términos del  $DESTD(h)$ ) a todas las especificaciones del SPD en todos los horizontes relevantes, lo que se ve avalado en términos de los estadísticos mínimos (ver Anexo D). Esto significa que lo inverso sucede con el  $ABS-SESGO(h)$ , en todos los horizontes presentados en los Gráficos No. 7 y 8 ( $h < 22$ ), como se puede confirmar en el Gráfico No. 13 del Anexo B. Nuevamente se confirma que, para la mayoría de horizontes, el sesgo es mayor para un modelo sencillo mientras que la varianza es mayor para modelos más complejos (ver Yu *et al* (2006)).

De todas estas dominancias en la  $RECM(h)$ , las dominancias en el  $ABS-SESGO(h)$  (ver gráfico correspondiente del Anexo B) son determinantes y favorecen a la de la información desagregada del PBI sobre la del IPM, mientras que la dominancia de los procedimientos robustos compensa parte la dominancia en el  $DESTD(h)$ , pues ésta sorpresivamente no favorece a los partición de modelos con un buen [no tan buen] desempeño previo pasa luego a tener uno no tan bueno [bueno] (Aiolfi & Timmermann (2006)) es típica, lo que justifica el uso de proyecciones combinadas.

procedimientos robustos para todo  $h$ . En otras palabras, los procedimientos robustos pueden haber logrado parámetros y proyecciones menos sensibles ante la presencia de *outliers*, pero no han logrado ser insesgados en la muestra bajo estudio. En el caso de la inflación subyacente IPC, todas las secuencias del ABS-SESGO( $h$ ) son suavemente crecientes en  $h$ , por lo que las secuencias del DESTD( $h$ ) resultan los determinantes más importantes de los *niveles promedio* de la RECM( $h$ ) para todas las particiones de modelos y en los horizontes de predicción cortos y medianos.

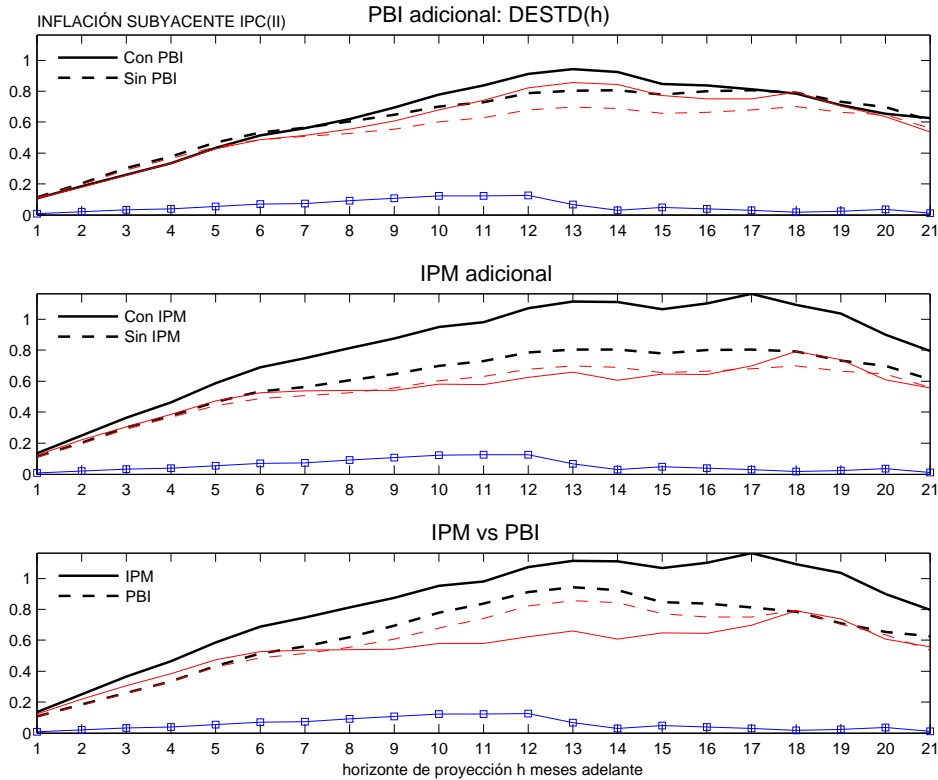


Gráfico No. 8: Subyacente - DESTD (continuación)

La evaluación dinámica de la  $RECM(\tau, \bar{h})$ <sup>15</sup> de estas proyecciones con  $\bar{h} \in \{3, 6\}$  meses adelante favorece el uso de niveles de desagregación elevados (Alta=  $\diamond$ ), como ya se observó en la evaluación estática, debido al buen desempeño de la  $RECM(\tau, \bar{h})$  para  $\tau \in \{0408, 0509\}$ ; de procedimientos robustos debido a su buen desempeño para  $\tau \in \{1207, 1009\}$ ; y de la información del IPM para  $\tau \in \{1207, 0909\}$ . Con respecto a las demás dominancias, la evaluación dinámica identifica un número importante de periodos para  $\tau$ . Finalmente, tanto el  $DESTD(\tau, \bar{h})$  como el  $SESGO(\tau, \bar{h})$  participan como determinantes de los *niveles* de la  $RECM(\tau, \bar{h})$  para todas las particiones de modelos y en todos los horizontes de predicción.

Es importante subrayar que, en los casos de la inflación IPC total y de la inflación subyacente IPC, la dominancia de la referencia agregada en términos del  $DESTD(h)$  (evaluación estática) se ve compensada por su falta de dominancia en términos del  $ABS-SESGO(h)$ , tanto en estadísticos promedio como en estadísticos mínimos (ver Anexos B y D), por lo que los resultados no favorecen el uso de un mínimo grado de desagregación con especificaciones sencillas pero parsimoniosas. No es posible dejar de mencionar que el periodo muestral bajo estudio es un determinante principal para estos resultados. Finalmente, como ya se ha mencionado, existe cierta justificación para ajustar estas proyecciones por sesgo, pero este esfuerzo no debe ir en detrimento del desarrollo de modelos más complejos.

<sup>15</sup>El lector puede solicitar el Anexo C con los resultados gráficos para la inflación subyacente y no subyacente.



Tabla No. 1: Evaluación dinámica para la inflación subyacente IPC \*

$h$	RECM( $\tau, h$ )	DESTD( $\tau, h$ )	SESGO( $\tau, h$ )
3	Alta= $\diamond$ , $\tau \in [0408, 0509]$	$\tau \in [0308, 0309]$	$\tau \in [0308, 0809]$
6	= $\diamond$ , $\tau \in [0508, 0509]$	$\tau \in [1207, 0411]$	$\tau \in [0708, 0809]$
3	Mejor $\approx$ Agregado, $\forall \tau$	$\forall \tau$	$\forall \tau$
6	$\approx$ , $\tau \notin [0508, 0509]$	$\forall \tau$	$\forall \tau$
	$\lambda$ , $\tau \in [0508, 0509]$	$\forall \tau$	$\tau \in [1009, 0411]$
3	Rob $\succeq$ NoRob, $\tau \in [1207, 1009] \setminus \{0208\}$	$\tau \in [1207, 0309] \setminus \{0208\}$	$\tau \in [0308, 0809]$
6	$\lambda$ , $\tau \in [0308, 0909]$	$\tau \in [1207, 1209] \setminus \{0208, 0309\}$	$\tau \in [0508, 0809]$
3	PBI $\preceq$ NoPBI, $\tau \in [0208, 1009]$	$\tau \in [1207, 0810] \setminus [0209, 0409]$	$\tau \in [0308, 0809]$
6	$\preceq$ , $\tau \in [0408, 1009]$	$\tau \in [1207, 0411] \setminus \{0209, 0309, 0810\}$	$\tau \in [0508, 0809]$
3	IPM $\succeq$ NoIPM, $\tau \in [1207, 0909] \setminus [1108, 0309]$	$\forall \tau$	$\tau \in [1207, 0809]$
6	$\lambda$ , $\tau \in [1207, 0909] \setminus [0109, 0609]$	$\tau \in [0208, 0610] \setminus [1208, 0609] \setminus [1009, 0110]$	$\tau \in [1207, 0809]$
3	IPM $\succeq$ PBI, $\tau \in [1207, 0909] \setminus \{0209\}$	$\tau \in [1207, 0909] \setminus [1108, 0409]$	$\tau \in [0308, 0809]$
6	$\lambda$ , $\tau \in [0308, 0909] \setminus [0209, 0409]$	$\tau \in [0208, 0610] \setminus [0109, 0509] \setminus [1109, 0110]$	$\tau \in [0508, 0809]$

\*  $\tau$  representa la cota superior de la ventana móvil de 15 observaciones para  $h = 3$  y de 12 observaciones para  $h = 6$ .

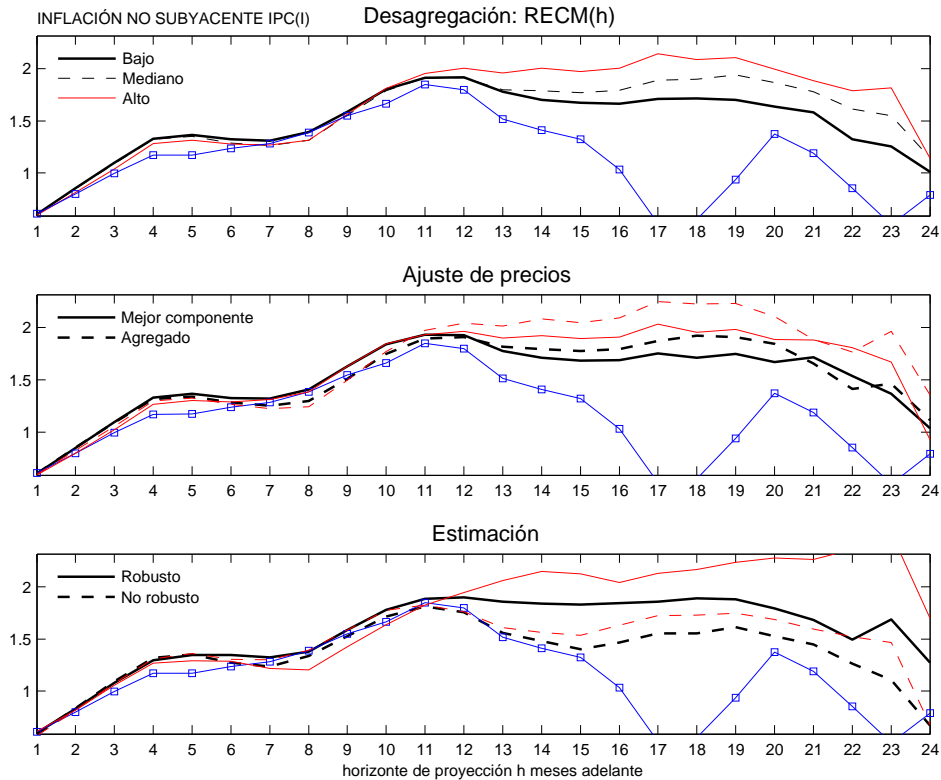


Gráfico No. 9: No subyacente - RECM

*Evaluación de las proyecciones de inflación no subyacente IPC*

La evaluación estática basada en las secuencias  $RECM(h)$  en los Gráficos No. 9 y 10 favorece el uso de grados de desagregación elevados (Alta=  $\diamond$ ) para  $h < 10$  (aunque débilmente), de rezagos del agregado (Mejor componente  $\preceq$  Agregado) para  $h < 12$ , de procedimientos robustos (Robusto  $\approx$  NoRob) para  $h < 6$  (aunque Robusto  $\preceq$  NoRob para  $h > 5$ ) así como de la información desagregada del PBI (PBI  $\succeq$  NoPBI) para  $h < 11$ , y de *no usar* la del IPM (IPM  $\preceq$  NoIPM) para todo  $h$ , siendo la información desagregada del PBI la que domina a la del IPM (IPM  $\preceq$  PBI) para  $h < 17$ .

Estos resultados ya no avalan la práctica de combinar un alto grado de desagregación con especificaciones más complejas; de hecho, la referencia agregada provista por los modelos uni-ecuacionales domina a todas las especificaciones del SPD, inicialmente de manera débil en horizontes cortos, para luego dominar claramente a partir de los 11 meses adelante. Sin embargo, los gráficos que presentan los estadísticos mínimos en el Anexo D muestran que los modelos uni-ecuacionales son dominados por todas las especificaciones del SPD, excepto en un máximo de dos horizontes: 17 y 18 meses adelante).

Las dominancias en el  $DESTD(h)$  de los Gráficos No. 11 y 12 que son explicativas de las ya mencionadas corresponden al uso de grados de desagregación elevados para  $h < 18$ , de procedimientos robustos (Robusto  $\sim$  NoRob) para  $h < 13$  (aunque Robusto  $\preceq$  NoRob para  $h > 12$ ), de la información desagregada del PBI para  $h < 10$ , y de *no usar* la del IPM para todo  $h$ , siendo la información desagregada del PBI la preferida frente a la del IPM para todo  $h$ . Varias de las especificaciones más complejas combinadas con un alto grado de desagregación tienden a dominar, al menos hasta en los 9 meses adelante. La referencia agregada domina a todas las especificaciones del SPD en términos del componente  $DESTD(h)$  para todos los horizontes, aunque en este caso la distancia vertical es bastante menor que en los casos de la inflación IPC total y subyacente IPC. En el Anexo B se aprecia que la referencia agregada para la inflación no subyacente domina a las especificaciones del SPD en términos del componente  $ABS-SESGO(h)$  para todos los horizontes (excepto en la vecindad de  $h = 20$ ), por lo que en este caso ambos componentes explican los resultados en términos de  $RECM(h)$ . Contrariamente a lo esperado,

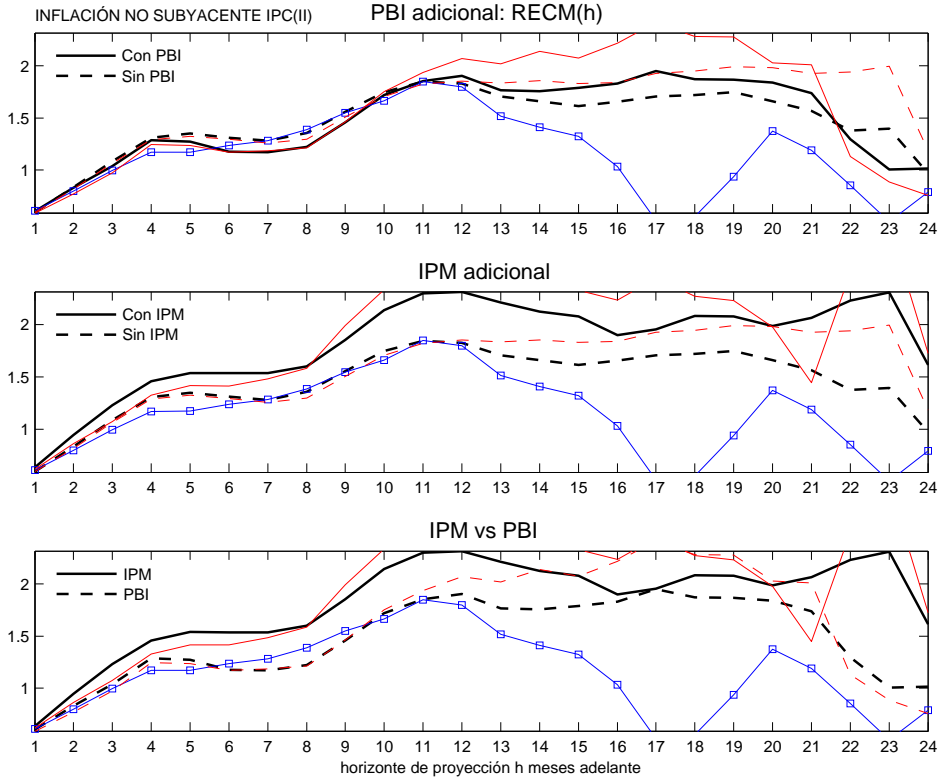


Gráfico No. 10: No subyacente - RECM (continuación)

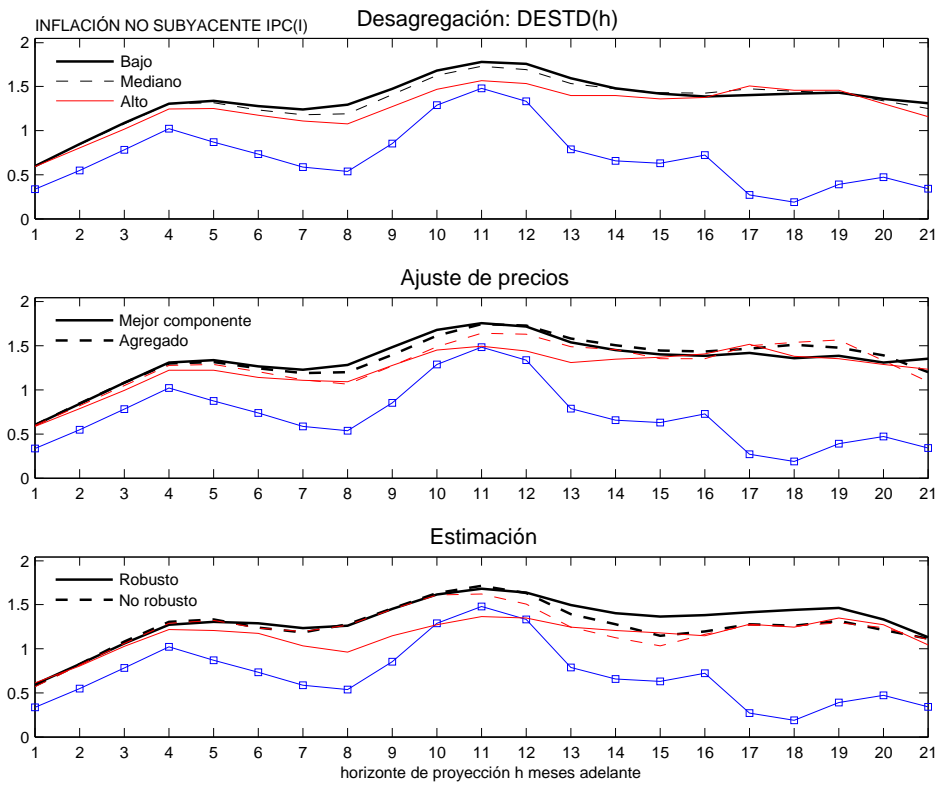


Gráfico No. 11: No subyacente - DESTD

no confirma que, para la mayoría de horizontes, el sesgo sea mayor para un modelo sencillo mientras que la varianza sea mayor para modelos más complejos (ver Yu *et al* (2006)).

La explicación se encuentra directamente asociada a la razón por la que las  $RECM(h)$  no resultan monótonicamente crecientes. La inflación no subyacente IPC se caracteriza por choques grandes y transitorios que, por supuesto, no son predecibles. Durante todo el periodo en el cual se producen, los modelos más complejos tienen menor capacidad para adaptarse de manera estructural, por lo que sus parámetros se ven afectados por sesgos transitorios que se extrapolan al  $RECM(h)$ , especialmente (pero no exclusivamente) al  $ABS-SESGO(h)$ . Ello no significa que los modelos simples no adolezcan del mismo problema, simplemente se ven afectados en menor medida.

Pasando a los estadísticos mínimos del Anexo D se puede observar que los  $DESTD(h)$  mínimos de la referencia agregada para la inflación no subyacente IPC suelen ser ligeramente menores que los de la mayoría de las especificaciones del SPD y para todos los horizontes excepto  $h \in \{10, 11, 12, 16\}$ . Con estos estadísticos, sin embargo, sí se vuelve a confirmar que, para la mayoría de horizontes, el sesgo es mayor para un modelo sencillo mientras que la varianza es mayor para modelos más complejos: los resultados mencionados para las  $RECM(h)$  respecto a la dominancia de los modelos del SPD sobre la referencia agregada también se explican por los grandes saltos en  $ABS-SESGO(h)$  de los que adolecen las proyecciones de la referencia agregada.

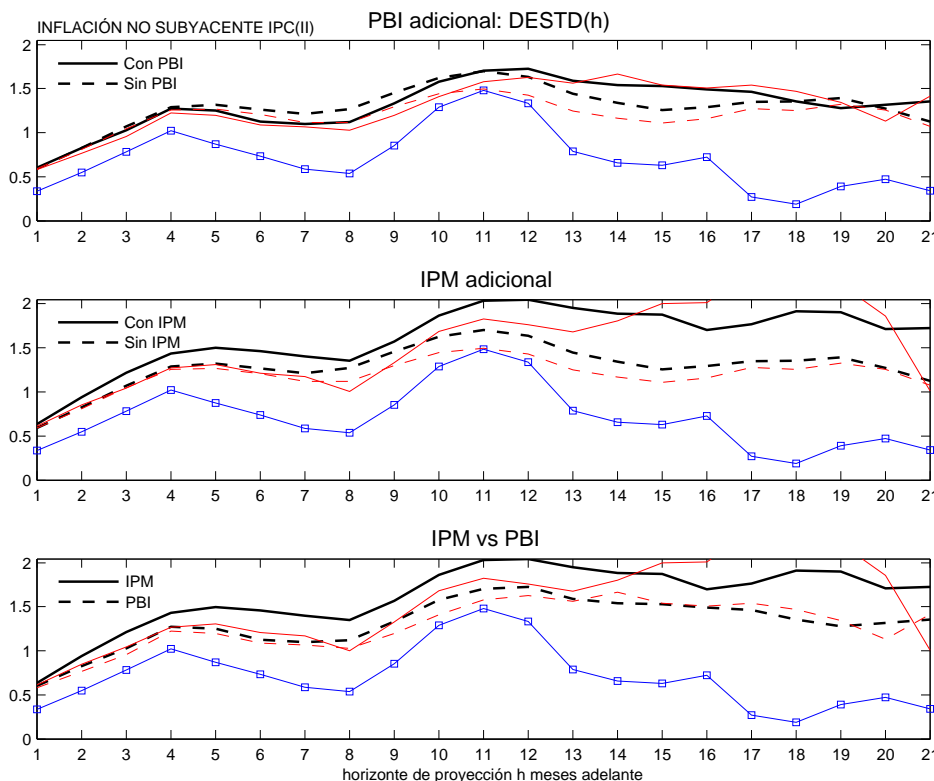


Gráfico No. 12: No subyacente - DESTD (continuación)

De todas las dominancias en los niveles promedio de la  $RECM(h)$ , las dominancias en el  $ABS-SESGO(h)$  (ver gráfico correspondiente del Anexo B) son determinantes, favoreciendo el uso de rezagos del agregado para  $h < 12$ , el *desuso* de la información desagregada del IPM para  $h < 14$ , y el uso de la información desagregada del PBI en vez de la del IPM para  $h < 14$ . Las dominancias en el  $ABS-SESGO(h)$  se oponen a las presentes en el  $DESTD(h)$  en lo referido al uso de grados de desagregación elevados y al uso de procedimientos robustos para todo  $h$ <sup>16</sup>. En el caso de este volátil componente de la inflación IPC, aunque todas las secuencias del

<sup>16</sup>Como en la evaluación de las proyecciones de inflación subyacente IPC, los procedimientos robustos no han logrado ser insesgados en la muestra bajo estudio.

ABS-SESGO( $h$ ) son crecientes en  $h$ , las secuencias del DESTD( $h$ ) son los determinantes más importantes de los *niveles* de la RECM( $h$ ) para todas las particiones de modelos.

Los resultados de la evaluación estática basada en la RECM( $h$ ) para la inflación IPC y la inflación subyacente IPC pueden complementarse con las secuencias del ABS-SESGO( $h$ ) (*bias*). Se encuentra que las particiones de modelos con mejor desempeño han sido menos sensibles (en términos relativos) a los choques excepcionales (observaciones atípicas) dentro de la muestra de errores de predicción utilizada, dando lugar a secuencias de ABS-SESGO( $h$ ) “menos crecientes” en  $h$ , es decir, errores sistemáticos más cercanos a la línea del cero. En el caso de la inflación no subyacente IPC, las particiones de modelos con mejor desempeño en RECM( $h$ ) no son los que muestran una menor sensibilidad ante choques excepcionales, sino más bien los que presentan menores niveles promedio de DESTD( $h$ ), a pesar de sus tramos crecientes y decrecientes en  $h$ .

La evaluación dinámica en términos de la RECM( $\tau, \bar{h}$ ) de las proyecciones para  $\bar{h} \in \{3, 6\}$  meses adelante favorece el uso de niveles de desagregación elevados (Alta=  $\diamond$ ) debido al buen desempeño de la RECM( $\tau, \bar{h}$ ) para  $\tau \in \{0208, 1109\}$ . Exceptuando las dominancias de los rezagos del agregado y de los procedimientos robustos, la evaluación dinámica identifica un número importante de periodos para  $\tau$  a favor de las demás dominancias. En estos casos, tanto el DESTD( $\tau, \bar{h}$ ) como el SESGO( $\tau, \bar{h}$ ) participan como determinantes de los *niveles promedio* de la RECM( $\tau, \bar{h}$ ) para todas las particiones de modelos y en todos los horizontes de predicción.

La evaluación realizada está basada sobre la historia reciente de las capacidades predictivas por especificación y por grado de desagregación confirma que ampliar el SPD con modelos cada vez más complejos o estimados con procedimientos robustos genera ganancias en términos de proyecciones cada vez más precisas, a la vez que permite confirmar oportunidades de mejora así como potenciales problemas. Un ejemplo de las primeras es la sustitución de niveles de desagregación bajos por niveles más altos, especialmente en el caso de la inflación subyacente IPC (siendo la razón predominante en el total, la inflación IPC). Un ejemplo de los segundos es que los choques excepcionales han generado errores sistemáticos que los modelos robustos no han logrado resistir en los casos de la inflación subyacente y la inflación no subyacente IPC, lo que confirma la necesidad de un mayor número de las iteraciones inherentes a los estimadores robustos y, por lo tanto, de cubrir un mayor costo en términos de tiempo adicional.<sup>17</sup>

---

<sup>17</sup>Con 416 modelos desagregados a estimar, el costo total para que el SPD genere las proyecciones de inflación IPC (y sus dos componentes principales) es de 11 días.

Tabla No. 2: Evaluación dinámica para la inflación no subyacente IPC \*

$h$	RECM( $\tau, h$ )	DESTD( $\tau, h$ )	SESGO( $\tau, h$ )
3	Alta = $\diamond$ , $\tau \in [0208, 1009]$	$\approx$ otros, $\forall \tau$	$\approx \diamond$ , $\tau \in [0308, 1009]$
6	= $\diamond$ , $\tau \in [0208, 1109]$	$\approx$ otros, $\forall \tau$	= $\diamond$ , $\tau \in [0708, 1009]$
3	Mejor $\approx$ Agregado, $\forall \tau$	$\approx$ , $\forall \tau$	$\approx$ , $\forall \tau$
6	$\approx$ , $\forall \tau$	$\approx$ , $\forall \tau$	$\approx$ , $\forall \tau$
3	Rob $\approx$ NoRob, $\forall \tau$	$\approx$ , $\forall \tau$	$\approx$ , $\forall \tau$
6	$\approx$ , $\forall \tau$	$\approx$ , $\forall \tau$	$\approx$ , $\tau \in [0408, 0909]$
3	PBI $\preceq$ NoPBI, $\tau \in [1207, 0409] \cup [0210, 0610]$ $\cup [0910, 1110] \cup [0211, 0411]$	$\approx$ , $\forall \tau$	$\preceq$ , $\tau \in [0208, 1009] \cup [0710, 1010]$
6	$\preceq$ , $\tau \in [1207, 0909] \cup [0210, 0610]$ $\cup [0910, 1110] \cup [0311, 0411]$	$\preceq$ , $\tau \in [1207, 0209] \cup [0509, 0909]$ $\cup [0210, 0411] \setminus [0710, 0810]$ $\setminus \{0111\}$	$\preceq$ , $\tau \in [0108, 1009]$
3	IPM $\preceq$ NoIPM, $\tau \in [0609, 1110]$	$\preceq$ , $\tau \in [0408, 1110] \setminus \{1109\}$	$\preceq$ , $\tau \in [1207, 0408] \cup [1009, 0910]$ $\cup \{0411\}$
6	$\preceq$ , $\tau \in \{1207\} \cup [0508, 1108]$ $\cup [0609, 1110]$	$\preceq$ , $\tau \in \{1207\} \cup [0408, 1110]$ $\setminus \{0209, 1109\}$	$\preceq$ , $\tau \in [1207, 0909] \cup [1010, 0411]$
3	IPM $\succeq$ PBI, $\tau \in [0308, 0509] \cup [1010, 1210]$ $\cup [0211, 0411]$	$\preceq$ , $\tau \in [0108, 0111] \setminus \{0308, 0109\}$	$\preceq$ , $\tau \in [0208, 0909] \cup [1010, 0211]$
6	$\succeq$ , $\tau \in [0108, 0709] \cup [1210, 0411]$	$\preceq$ , $\tau \in \{1207\} \cup [0608, 1108]$ $\cup [0309, 1110]$	$\preceq$ , $\tau \in [0108, 0909] \cup [1010, 0411]$

\*  $\tau$  representa la cota superior de la ventana móvil de 15 observaciones para  $h = 3$  y de 12 observaciones para  $h = 6$ .

## IV. Conclusiones

El presente estudio ha descrito las características del SPD en el contexto de la literatura y ha evaluado la capacidad predictiva de sus proyecciones de inflación total IPC, de inflación subyacente IPC y inflación no subyacente IPC en el periodo julio 2006 - mayo 2011 sobre la base del criterio más objetivo, la raíz del error de predicción cuadrático medio, RECM. Adicionalmente, ha provisto de una explicación de estos resultados mediante el desglose de los dos componentes de este criterio, el valor absoluto del sesgo y la desviación estándar de los errores de predicción.

El SPD pertenece a una literatura econométrica que busca predecir los agregados macroeconómicos a partir de aproximaciones parsimoniosas de las relaciones dinámicas entre los componentes del agregado. Cada aproximación es estimada a partir de la búsqueda de parsimonia bajo la forma de restricciones de exclusión de variables y de rezagos, para luego generar proyecciones de los componentes, las que se agregan para obtener la proyección del agregado. A la fecha, el SPD estima un conjunto amplio de especificaciones con diferentes grados de desagregación, lo que implica una permanente evaluación que guíe la selección de las proyecciones más precisas y motive el desarrollo de nuevas especificaciones.

Los resultados generales de una evaluación comparativa de las capacidades del SPD para predecir los tres agregados de variaciones en precios al consumidor indican un deterioro importante en la precisión debido, en parte, a la aceleración en el crecimiento de la producción global y por ende de los precios internacionales (la expansión estable más larga de la historia de EE.UU.) y, principalmente, a la brusca reversión que le siguió ante la crisis financiera internacional iniciada en los EE.UU.

Con estos condicionantes y sobre la base de la evaluación *estática*, es posible señalar que, en estos tres casos, la dominancia de la referencia agregada (que proviene del mínimo grado de desagregación con una especificación auto-regresiva y parsimoniosa) en términos de la desviación estándar (especialmente en los dos primeros casos) se ve compensada por su total falta de dominancia en términos del valor absoluto del sesgo, en particular cuando se considera los estadísticos mínimos (ver Anexos B y D), por lo que los resultados favorecen a las especificaciones multi-ecuacionales del SPD en vez de a la referencia agregada.

Asimismo, en términos de lo que implican para el agregado del sesgo y de la desviación estándar (la  $RECM(h)$ ) en los casos de la inflación y la inflación subyacente, los resultados en términos del valor absoluto del sesgo son los más importantes. Se encuentra que las particiones de modelos con mejor desempeño han sido menos sensibles (en términos relativos) a los choques excepcionales (observaciones atípicas) dentro de la muestra de errores de predicción utilizada, dando lugar a secuencias para el valor absoluto del sesgo “menos crecientes” en  $h$ , es decir, errores sistemáticos más cercanos a la línea del cero. En el caso de la inflación no subyacente, las particiones de modelos con mejor desempeño en  $RECM(h)$  no son los que muestran una menor sensibilidad ante choques excepcionales, sino más bien los que presentan menores niveles promedio en el valor absoluto del sesgo, a pesar de sus tramos crecientes y decrecientes en  $h$ .

Esta evaluación, basada sobre la historia reciente de las capacidades predictivas por especificación y por grado de desagregación, confirma que usar un sistema de predicción con un conjunto creciente de modelos cada vez más complejos o estimados con procedimientos robustos genera ganancias en términos de su capacidad para generar proyecciones cada vez más precisas, a la vez que permite determinar oportunidades de mejora así como las soluciones ante problemas potenciales. Un ejemplo de las potenciales ganancias es la sustitución de niveles de desagregación bajos por niveles más altos, lo que claramente implica considerar el costo en términos de tiempo adicional para disponer de las proyecciones luego de actualizar las bases de datos con los de un periodo más, aunque dichas ganancias pueden estar condicionadas a niveles normales de incertidumbre (desviación estándar dinámica para  $(\tau, \bar{h})$ ). Un segundo ejemplo responde la pregunta de cómo enfrentar la presencia simultánea de cambios transitorios (que tienden a reflejarse en el valor absoluto del sesgo dinámico para  $(\tau, \bar{h})$ ), y de elevaciones temporales en la incertidumbre. La respuesta es considerar versiones lineales de los modelos VAR con heteroscedasticidad condi-

cional (procesos ARCH vectoriales) utilizados en Barrera(2010,2011). Por su parte, un ejemplo de solución ante un problema potencial es la necesidad de calibrar un mayor número de iteraciones inherentes a los procedimientos robustos (y por lo tanto, de cubrir un mayor costo en términos de tiempo adicional) ante el impacto de los choques excepcionales que han generado errores sistemáticos que los modelos robustos no han logrado superar en los casos de la inflación y la inflación no subyacente. Otro ejemplo de la generación de este tipo de soluciones es la necesidad de desarrollar modelos ARMA con parámetros cambiantes para enfrentar el problema detrás de la no-monotonidad de las RECM( $h$ ) (lomas), específicamente, los saltos en el valor absoluto del sesgo para  $h$  en la inflación no subyacente en un número importante de especificaciones en el SPD.

No se ha considerado una evaluación de los métodos de combinación de proyecciones, práctica que sin embargo está totalmente justificada con los resultados de la evaluación *ex post* dinámica, que revelan la típica existencia de cruces (*crossings*) en los que una partición de modelos con un buen [no tan buen] desempeño previo pasa luego a tener uno no tan bueno [bueno] (ver Aiolfi & Timmermann (2006)). Bajo estas condiciones, el uso de proyecciones combinadas asegura ganancias en precisión predictiva, lo que puede suceder incluso cuando existe un modelo (o partición de modelos) que domina a los demás. Aunque el plan de desarrollo del SPD ha privilegiado la adición de especificaciones que manejen mayores conjuntos de información de manera eficiente y robusta y, por lo tanto, el resumen de las proyecciones por particiones de mejores modelos según cada especificación, la evaluación de los diversos caminos para resumir las proyecciones de un número importante de modelos es un campo que merece la atención debida.



## Referencias

- Aiolfi, Marco & Timmermann, Allan (2006) Persistence in forecasting performance and conditional combination strategies, *Journal of Econometrics*, Vol. 135, No. 1/2, pgs. 31-53.
- Armstrong, Scott (2007) Significance tests harm progress in forecasting, *International Journal of Forecasting*, Vol. 23, No. 2, pgs. 321-336 (incluye la discusión).
- Ashley, Richard (2003) Statistically significant forecasting improvements: how much out-of-sample data is likely necessary, *International Journal of Forecasting*, Vol. 19, No. 2, pgs. 229-239.
- Barker, T.S. & Pesaran, M.H. (1990) (Eds.) *Disaggregation in econometric modelling*, Routledge.
- Barrera, Carlos (2005) Proyecciones desagregadas de la variación del índice de precios al consumidor (IPC), del índice de precios al por mayor (IPM) y del crecimiento del producto real (PBI), Documento de Trabajo del Banco Central de Reserva del Perú N° 2005-006 (noviembre).
- Barrera, Carlos (2007) Proyecciones desagregadas de inflación con modelos *Sparse* VAR robustos, Documento de Trabajo del Banco Central de Reserva del Perú N° 2007-015 (setiembre).
- Barrera, Carlos (2010) ¿Respuesta asimétrica de precios domésticos de combustibles ante choques en el WTI? , Documento de Trabajo del Banco Central de Reserva del Perú N° 2010-016 (diciembre).
- Barrera, Carlos (2011) Impacto amplificador del ajuste de inventarios ante choques de demanda según especificaciones flexibles, Documento de Trabajo del Banco Central de Reserva del Perú N° 2011-009 (junio).
- Barrera, Carlos (2011) El ciclo común y los grupos homogéneos en la inflación IPC: Perú 1994-2010, documento presentado al 2010 Encuentro de Economistas del Banco Central de Reserva del Perú.
- Benalal, Nicholai; Díaz del Hoyo, Juan; Landau, Bettina; Roma, Moreno & Skudelny, Frauke (2004) To aggregate or not to aggregate? Euro Area inflation forecasting, ECB Working Paper No. 374 (julio).
- Bermingham, Colin & Antonello D'Agostino (2010) Understanding and forecasting aggregate and disaggregate price dynamics, Research Technical Paper 8/RT/10, Central Bank and Financial Services Authority of Ireland (agosto).
- Brüggemann, Ralf; Krolzig, Hans-Martin & Lütkepohl, Helmut (2002) Comparison of Model Reduction Methods for VAR Processes, Institut für Statistik und Ökonometrie, Humboldt-Universität zu Berlin & Department of Economics, University of Oxford.
- Choi, Yongok; Jansen, Dennis & Park, Joon (2007) Forecasting inflation: disaggregating aggregates to have better forecasts, Documento presentado en la 82da conferencia anual de la Western Economic Association International, en Seattle, WA, Junio 3 - Julio 3, 2007 (Forecasting in Macroeconomics Session).
- Clark, Todd (2000) Forecasting an aggregate of cointegrated disaggregates, *Journal of Forecasting*, Vol. 19, pgs. 1-21 (octubre).
- Cuitiño, Fernanda; Ganón, Elena; Tiscordio, Ina & Vicente, Leonardo (2010) Modelos univariados de series de tiempo para predecir la inflación de corto plazo, Banco Central del Uruguay.
- den Reijer, Ard & Vlaar, Peter (2003) Forecasting inflation: an art as well as a science! Research Department, De Nederlandsche Bank Staff Reports No. 107.
- Demers, Frédéric & De Champlain, Annie (2005) Forecasting core inflation in Canada: should we forecast the aggregate or the components? Bank of Canada Working Paper 2005-44 (diciembre).
- Duarte, Claudia & Rua, Antonio (2007) Forecasting inflation through a bottom-up approach: how bottom is bottom? *Economic Modelling*, Vol. 24, pgs. 941-953 [versión extensa: Bank of Portugal Economic Research Department Working Paper 2-05 (marzo 2005)].
- García-Centeno, Ma. Carmen & Ibar-Alonso, Raquel (2002) Predicción de los componentes del IPC en la comunidad de Madrid: principales cambios metodológicos, Departamento de Métodos Cuantitativos para la Economía, Universidad San Pablo-Ceu, Madrid, España.
- García-Ferrer, A.; Highfield, R.; Palm, F. & Zellner, A. (1987) Macroeconomic forecasting using pooled international data, *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 5, pgs. 53-67.
- Garda, Paula; Lanzilotta, Bibiana & Lorenzo, Fernando (2004) Descripción y evaluación de un esquema metodológico para el diagnóstico y predicción de la inflación en Uruguay, Centro de Investigaciones Económicas (CINVE), Uruguay, presentado en las XIX Jornadas de Economía del Banco Central del Uruguay.
- Giacomini, Raffaella & White, Halbert (2006) Tests of conditional predictive ability, *Econometrica*, Vol. 74, No. 6, pgs. 1545-1578.
- González, Eliana; Gómez, Miguel; Melo, Luis & Torres, José (2006) Forecasting food price inflation in developing countries with inflation targeting regimes: the colombian case, Borradores de Economía No. 409, Banco de la República, Colombia.
- González, Eliana (2008) Pronósticos de agregados a partir de desagregados. Caso empírico: inflación de alimentos en Colombia, Borradores de Economía No. 504, Banco de la República, Colombia.
- Granger, Clive (1987) Implications of aggregation with common factors, *Econometric Theory*, Vol. 3, No. 2, pgs. 208-222.

- Granger, Clive (1996) Can we improve the perceived quality of economic forecasts?, *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 11, pgs. 455-473.
- Grunfeld, Yehuda & Griliches, Zvi (1960) Is aggregation necessarily bad?, *Review of Economics and Statistics*, Vol. 42, No. 1, pgs. 1-13 (febrero).
- Hendry, David & Krolzig, Hans (2005) The properties of automatic Gets modelling, *Economic Journal*, Vol. 115, pgs. C32-C61.
- Hendry, David & Hubrich, Kirstin (2006) Forecasting economic aggregates by disaggregates, *European Central Bank Working Paper No. 589* (febrero).
- Hendry, David & Hubrich, Kirstin (2010) Combining disaggregate forecasts or combining disaggregate information to forecast and aggregate, *European Central Bank Working Paper No. 1155* (febrero).
- Hsiao, Cheng; Shen, Yan & Fujiki, Hiroshi (2002) Aggregate vs. disaggregate data analysis - a money demand function estimation paradox under Japan's low interest rate policy, *University of Southern California / Hong Kong University of Science and Technology / Bank of Japan's Institute of Monetary and Economic Studies*.
- Hubrich, Kirstin (2004) Forecasting euro area inflation: does aggregating forecasts by harmonized index of consumer prices (HICP) component improve forecast accuracy?, *Research Department, European Central Bank*, (marzo).
- Kohn, Robert (1982) When is an aggregate of a time series efficiently forecast by its past?, *Journal of Econometrics*, Vol. 18, pgs. 337-349.
- Lindquist, Kjersti-Gro (1999) The importance of disaggregation in economic modelling, *Statistics Norway Research Department Documents 99/12* (junio).
- Lütkepohl, Helmut (1984a) Linear transformations of vector ARMA processes, *Journal of Econometrics*, Vol. 26, pgs. 283-293.
- Lütkepohl, Helmut (1984b) Forecasting contemporaneously aggregated vector ARMA processes, *Journal of Business & Economics Statistics*, Vol. 2, No. 3, pgs. 201-214 (julio).
- Lütkepohl, Helmut (1987) Forecasting aggregated vector ARMA processes, *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems No. 284*, Springer-Verlag.
- Lütkepohl, Helmut (1991) *Introduction to multiple time series analysis*, Springer.
- Lütkepohl, Helmut (2005) *New introduction to multiple time series analysis*, Springer.
- Lütkepohl, Helmut (2009) Forecasting aggregated time series variables: a survey, *Department of Economics, European University Institute* (marzo).
- Mankiw, Gregory (1990) A quick refresher course in macroeconomics, *Journal of Economic Literature*, Vol. 28, pgs. 1645-1660 (diciembre).
- Pesaran, Hashem; Pierse, Richard & Kumar, Mohan (1989) Econometric analysis of aggregation in the context of linear prediction models, *Econometrica*, Vol. 57, No. 4, pgs. 861-888 (julio).
- Pesaran, Hashem (2003) Aggregation of linear dynamic models: an application to life-cycle consumption models under habit formation, *Economic Modelling*, Vol. 20, No. 2, pgs. 383-415 (marzo).
- Pesaran, Hashem & Timmermann, Allan (2005) Small sample properties of forecast from autoregressive models under structural breaks, Vol. 129, pgs. 183-217.
- Pesaran, Hashem & Smith, Ronald (2011) Beyond the DSGE straightjacket, *Cambridge Working Papers in Economics No. 1138*, Faculty of Economics, University of Cambridge (abril).
- Rose, David (1977) Forecasting aggregates of independent ARIMA processes, *Journal of Econometrics*, Vol. 5, pgs. 323-345.
- Sbrana, Giacomo & Silvestrini, Andrea (2009) What do we know about comparing aggregate and disaggregate forecasts?, *CORE Discussion Paper N° 2009/20*, Université Catholique de Louvain.
- Stoica, Petre & Soderstrom, Torsten (1982) On the parsimony principle, *International Journal of Control*, Vol. 36, No. 3, pgs. 409-418.
- Stoker, Thomas (2008) Aggregation (econometrics), en Steven Durlauf & Lawrence Blume, *The New Palgrave Dictionary of Economics*, 2nd Edition.
- van Garderen, Kees; Lee, Kevin & Pesaran, Hashem (2000) Cross-sectional aggregation of non-linear models, *Journal of Econometrics*, Vol. 95, pgs. 285-331.
- Yu, Lean; Lai, Kin Keung; Wang, Shouyang & Huang, Wei (2006) A bias-variance-complexity trade-off framework for complex system modeling, en Gavrilova *et al* (Eds.) (2006) *International Conference on Computational Science and Its Applications*, pgs. 518-527.
- Zellner, Arnold & Tobias, Justin (1999) A note on aggregation, disaggregation and forecasting performance, *Staff General Research Paper N° 12024*, Iowa State University, Department of Economics.

ANEXO A: Detalle de los niveles de desagregación “funcional” utilizados en el SPD

IPC(r): GUÍA DE COMPONENTES POR NIVEL DE DESAGREGACIÓN															
Componentes	1	2	2	3	4	5	5	6	7	8	9	10	11	12	13
	2 rubros (A)	3 rubros (B)	7 rubros (Bnew)	4 rubros (C)	4 rubros (D)	3 rubros (E)	8 rubros (Enew)	4 rubros (F)	5 rubros (G)	5 rubros (H)	5 rubros (I)	6 rubros (J)	7 rubros (K)	7 rubros (L)	4 rubros (M)
1 (a) IPC doméstico	X														
2 (a1) IPC doméstico subyacente		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
3 - Bienes															
4 Alimentos agropecuarios							X								X
5 Alimentos procesados															
6 Bebidas															
7 Textiles															
8 Calzado															
9 Resto de productos industriales															
10 - Servicios							X								X
11 Comidas fuera del hogar															
12 Educación															
13 Salud															
14 Alquileres															
15 Resto de servicios															
16 (a2) IPC doméstico no subyacente						X		X	X	X					X
17 - Alimentos			X				X					X	X	X	
18 - Transportes			X				X					X	X	X	
19 - Servicios públicos			X				X					X	X	X	
20 (b) IPC importado		X				X									X
21 (b1) IPC importado subyacente		X	X	X	X	X	X	X	X	X			X	X	
22 - Aparatos electrodomésticos					X					X				X	
23 - Industriales					X					X				X	
24 (b2) IPC importado no subyacente		X		X	X			X		X		X	X	X	
25 - Alimentos			X	X	X		X		X	X			X	X	
26 - Combustibles			X	X	X		X		X	X			X	X	
27 I. INFLACIÓN SUBYACENTE (a1+b1)															
28 II. INFLACIÓN NO SUBYACENTE (a2+b2)															
29 III. IPC (IH)															
Componentes que pueden calcularse a partir de los componentes de la desagregación.		IPC(I20)	PCDNI(16), PCQ(1), PCMNS(24), PCM(20), IS(27), INS(28)	PCMNS(24), PCU(20)	PCMNS(21), PCU(20)	PCQ(1)	PCDS(2), PCDNI(16), PCQ(1), PCMNS(24), PCU(20), IS(27), INS(28)	PCQ(1), PCMNS(24), PCU(20)	PCQ(1), PCMNS(24), PCU(20)	PCQ(1), PCMNS(21), PCU(20)	PCDNI(16), PCQ(1), PCMNS(24), PCU(20)	PCDNI(16), PCQ(1), PCMNS(24), PCU(20)	PCDNI(16), PCQ(1), PCMNS(24), PCU(20)	PCDNI(16), PCQ(1), PCMNS(21), PCU(20)	PCDS(2), PCQ(1), PCMNS(24), PCU(20)

Cuadro Anexo No. 1: Desagregaciones del IPC utilizadas en el SPD - I parte



Componentes del PBI por nivel de desagregación									
Componentes	Desagregaciones								
	2 rubros (A)	7 rubros (B)	8 rubros (C)	8 rubros (D)	8 rubros (E)	9 rubros (F)	9 rubros (G)		
1 Agropecuario		YA		YA	YA				YA
2 Agrícola			YG			YG			YG
3 Pecuario			YO			YO			YO
4 Pesca		YS	YS	YS	YS	YS			YS
5 Minería e hidrocarburos		YE	YE	YE	YE	YE			YE
6 Minería metálica				YT					YT
7 Hidrocarburos				YH					YH
8 Manufactura		YM	YM	YM					
9 Procesadores de recursos primarios					YR	YR			YR
10 Resto de la industria					YZ	YZ			YZ
11 Construcción		YC	YC	YC	YC	YC			YC
12 Comercio		YI	YI	YI	YI	YI			YI
13 Otros servicios		YY	YY	YY	YY	YY			YY
14 PBI Primario	YP								
15 PBI No Primario	YNP								
<b>Producto Bruto Interno</b>	<b>Y</b>								
Componentes que pueden calcularse a partir de los componentes de la desagregación.			YA(1)	YE(5)	YM(8)	YA(1), YM(8)	YE(5), YM(8)		

Cuadro Anexo No. 3: Desagregaciones del PBI utilizables en el SPD

Componentes del IPM por nivel de desagregación									
Componentes	Desagregaciones adicionales								
	15 rubros (H)	17 rubros (I)	23 rubros (J)	27 rubros (K)	21 rubros (L)	25 rubros (M)	21 rubros (N)	25 rubros (O)	
1 Total Agropecuario	IPMA						IPMA	IPMA	
2 Total Manufactura	IPMI								
3 I. Productos Nacionales									
4 1. Productos Agropecuarios (incl. Cuero, prod.cuero,calzado)	IPINA	IPINA	IPINA	IPINA	IPINA	IPINA	IPINA	IPINA	
5 2. Pesca Marítima Y Continental	IPINP	IPINP	IPINP	IPINP	IPINP	IPINP	IPINP	IPINP	
6 3. Sector Manufactura (excl. Cuero, prod.cuero,calzado)	IPINM	IPINM	IPINM	IPINM	IPINM	IPINM	IPINM	IPINM	
7 3.a Alimentos Y Bebidas	IPINMA	IPINMA	IPINMA	IPINMA	IPINMA	IPINMA	IPINMA	IPINMA	
8 - Carnes, Frutas, Vegetales Y Grasas	IPINMAC	IPINMAC	IPINMAC	IPINMAC	IPINMAC	IPINMAC	IPINMAC	IPINMAC	
9 - Productos Lácteos Y Bebidas	IPINMAL	IPINMAL	IPINMAL	IPINMAL	IPINMAL	IPINMAL	IPINMAL	IPINMAL	
10 - Prod. de Molinería, Almidones y Pienzos (inc. Otros prod.alimen.)	IPINMAM	IPINMAM	IPINMAM	IPINMAM	IPINMAM	IPINMAM	IPINMAM	IPINMAM	
11 3.b Productos Textiles (inc. Prendas de vestir y pieles)	IPINMT	IPINMT	IPINMT	IPINMT	IPINMT	IPINMT	IPINMT	IPINMT	
12 3.c Madera y Prod. de Madera, Art.de Paja (inc. Prod.cauchto y plástico)	IPINMM	IPINMM	IPINMM	IPINMM	IPINMM	IPINMM	IPINMM	IPINMM	
13 3.d Papel y Artículos de Papel (incl. Ediciones e Ind.Tabaco)	IPINMP	IPINMP	IPINMP	IPINMP	IPINMP	IPINMP	IPINMP	IPINMP	
14 3.e Coque y Prod.de la Refinación del Petról	IPINMR	IPINMR	IPINMR	IPINMR	IPINMR	IPINMR	IPINMR	IPINMR	
15 3.f Sustancias y Productos Químicos	IPINMQ	IPINMQ	IPINMQ	IPINMQ	IPINMQ	IPINMQ	IPINMQ	IPINMQ	
16 3.g Productos Merales No Metálicos	IPINMN	IPINMN	IPINMN	IPINMN	IPINMN	IPINMN	IPINMN	IPINMN	
17 3.h Metales Comunes (incl. Prod.Elab.Metal excep. Maq,Eq.)	IPINMC	IPINMC	IPINMC	IPINMC	IPINMC	IPINMC	IPINMC	IPINMC	
18 3.i Maquinaria y Equipo (incl. Otros Tipos Eq. de Transporte)	IPINME	IPINME	IPINME	IPINME	IPINME	IPINME	IPINME	IPINME	
19 3.j Maq. y Apar. Eléc. (incl. Automotores, Remolques y Semir.)	IPINML	IPINML	IPINML	IPINML	IPINML	IPINML	IPINML	IPINML	
20 3.k Muebles y Otros Productos N.C.P.	IPINMO	IPINMO	IPINMO	IPINMO	IPINMO	IPINMO	IPINMO	IPINMO	
21 II. Productos Importados	IPMO								
22 1. Productos Agropecuarios	IPMOA	IPMOA	IPMOA	IPMOA	IPMOA	IPMOA	IPMOA	IPMOA	
23 2. Sector Manufactura	IPMOM	IPMOM	IPMOM	IPMOM	IPMOM	IPMOM	IPMOM	IPMOM	
24 2.a Alimentos y Bebidas	IPMOMA	IPMOMA	IPMOMA	IPMOMA	IPMOMA	IPMOMA	IPMOMA	IPMOMA	
25 - Carnes, Frutas, Vegetales y Grasas	IPMOMAC	IPMOMAC	IPMOMAC	IPMOMAC	IPMOMAC	IPMOMAC	IPMOMAC	IPMOMAC	
26 - Productos Lácteos y Bebidas	IPMOMAL	IPMOMAL	IPMOMAL	IPMOMAL	IPMOMAL	IPMOMAL	IPMOMAL	IPMOMAL	
27 - Prod. de Molinería, Almidones y Pienzos (incl. Otros prod.alimen.)	IPMOMAM	IPMOMAM	IPMOMAM	IPMOMAM	IPMOMAM	IPMOMAM	IPMOMAM	IPMOMAM	
28 2.b Productos Textiles (incl. Sustancias y prod.químicos)	IPMOMT	IPMOMT	IPMOMT	IPMOMT	IPMOMT	IPMOMT	IPMOMT	IPMOMT	
29 2.c Papel y Artículos de Papel (incl. Ediciones)	IPMOMP	IPMOMP	IPMOMP	IPMOMP	IPMOMP	IPMOMP	IPMOMP	IPMOMP	
30 2.d Coque y Productos de la Ref. del Petról. (incl. Tabaco)	IPMOMR	IPMOMR	IPMOMR	IPMOMR	IPMOMR	IPMOMR	IPMOMR	IPMOMR	
31 2.e Caucho y de Plástico (incl. Merales No Metálicos)	IPMOMN	IPMOMN	IPMOMN	IPMOMN	IPMOMN	IPMOMN	IPMOMN	IPMOMN	
32 2.f Metales Comunes (incl. Elab. de Metal excep. Maq,Eq.)	IPMOMC	IPMOMC	IPMOMC	IPMOMC	IPMOMC	IPMOMC	IPMOMC	IPMOMC	
33 2.g Maquinaria y Equipo (incl. Maq.deOf., contab. e Inform.+OLEq. Transporte)	IPMOME	IPMOME	IPMOME	IPMOME	IPMOME	IPMOME	IPMOME	IPMOME	
34 2.h Maq. y Apar. Eléc. (incl. Automotores, Remolques y Semiremolq.)	IPMOML	IPMOML	IPMOML	IPMOML	IPMOML	IPMOML	IPMOML	IPMOML	
35 2.i Eq. y Apar. Radio, Telev. y Comun. (incl. Instrum.med, opt,y precis.)	IPMOMO	IPMOMO	IPMOMO	IPMOMO	IPMOMO	IPMOMO	IPMOMO	IPMOMO	
Indice de precios al por mayor	IPMI								
Componentes que pueden calcularse a partir de los componentes de la desagregación.	IPMA(1), IPMA(2), IPMA(3), IPMA(6), IPMA(7), IPMA(21)	IPMA(1), IPMA(2), IPMA(3), IPMA(6), IPMA(7), IPMA(21)	IPMA(1), IPMA(2), IPMA(3), IPMA(6), IPMA(7), IPMA(21)	IPMA(1), IPMA(2), IPMA(3), IPMA(6), IPMA(7), IPMA(21)	IPMA(1), IPMA(2), IPMA(3), IPMA(6), IPMA(7), IPMA(21)	IPMA(1), IPMA(2), IPMA(3), IPMA(6), IPMA(7), IPMA(21)	IPMA(1), IPMA(2), IPMA(3), IPMA(6), IPMA(7), IPMA(21)	IPMA(1), IPMA(2), IPMA(3), IPMA(6), IPMA(7), IPMA(21)	IPMA(1), IPMA(2), IPMA(3), IPMA(6), IPMA(7), IPMA(21)

Cuadro Anexo No. 4: Desagregaciones del IPM utilizables en el SPD

ANEXO B: Evaluación *ex post* estática según *SESGO* en valor absoluto

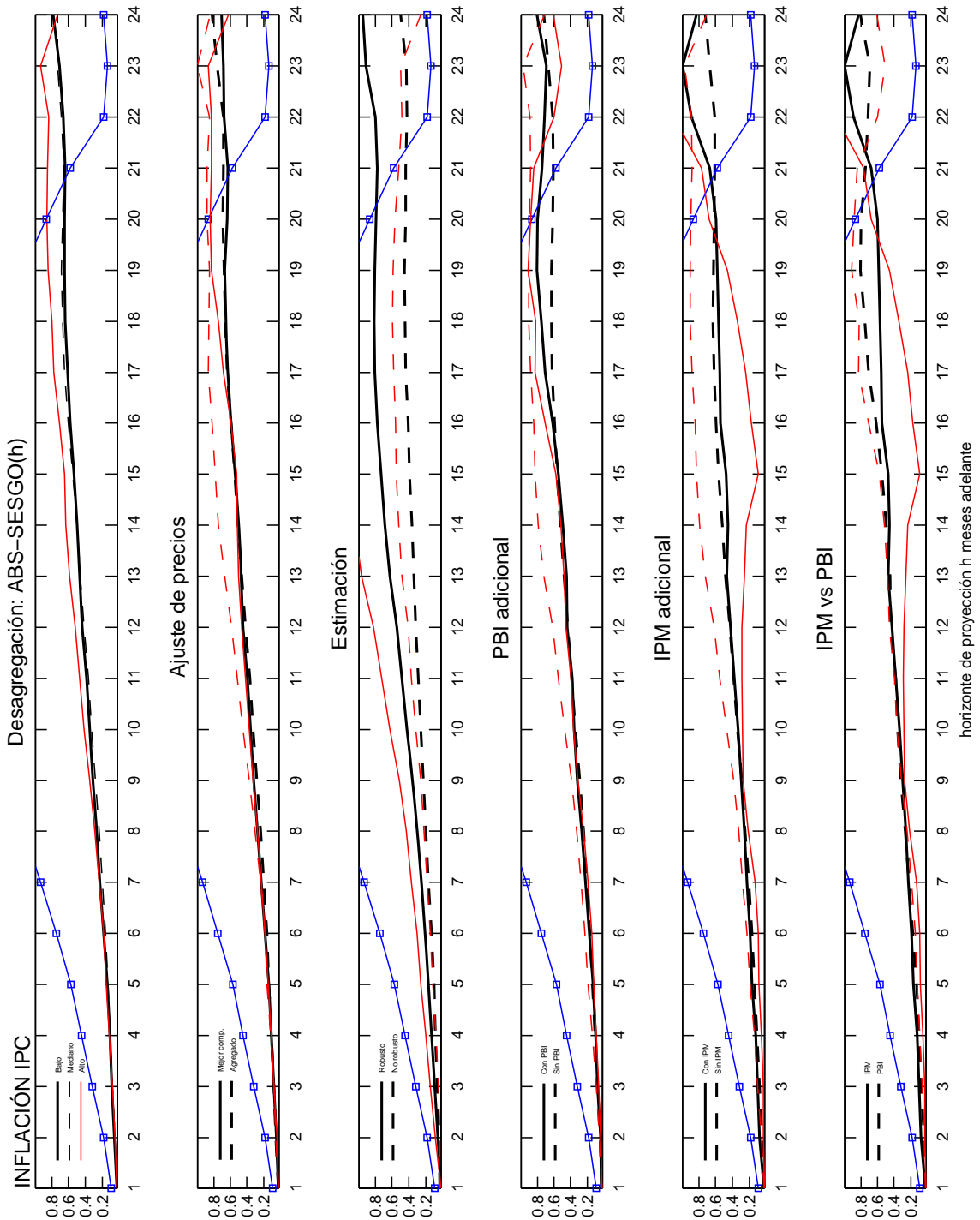


Gráfico No. 13: Total - ABS-SESGO

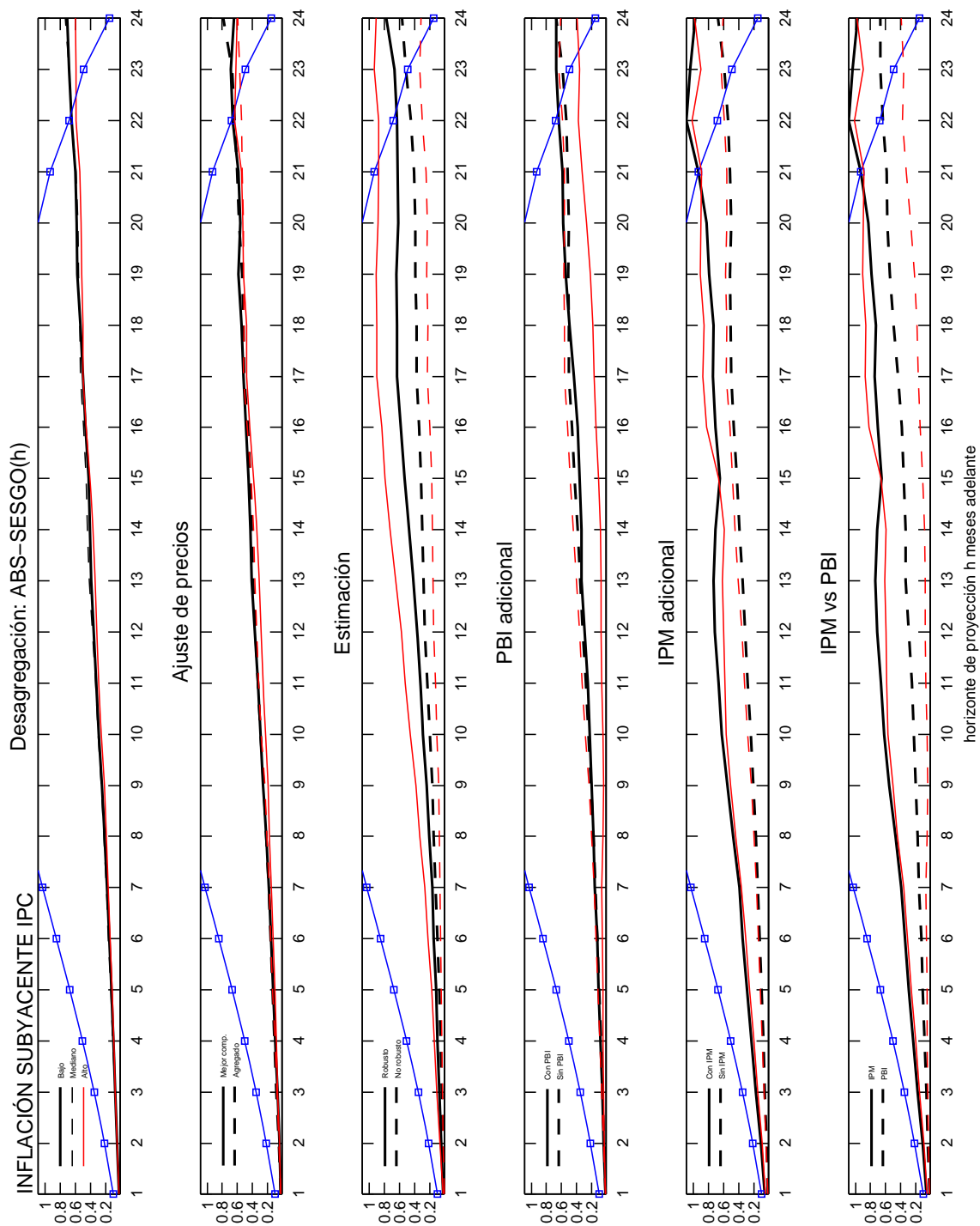


Gráfico No. 14: Subyacente - ABS-SESGO



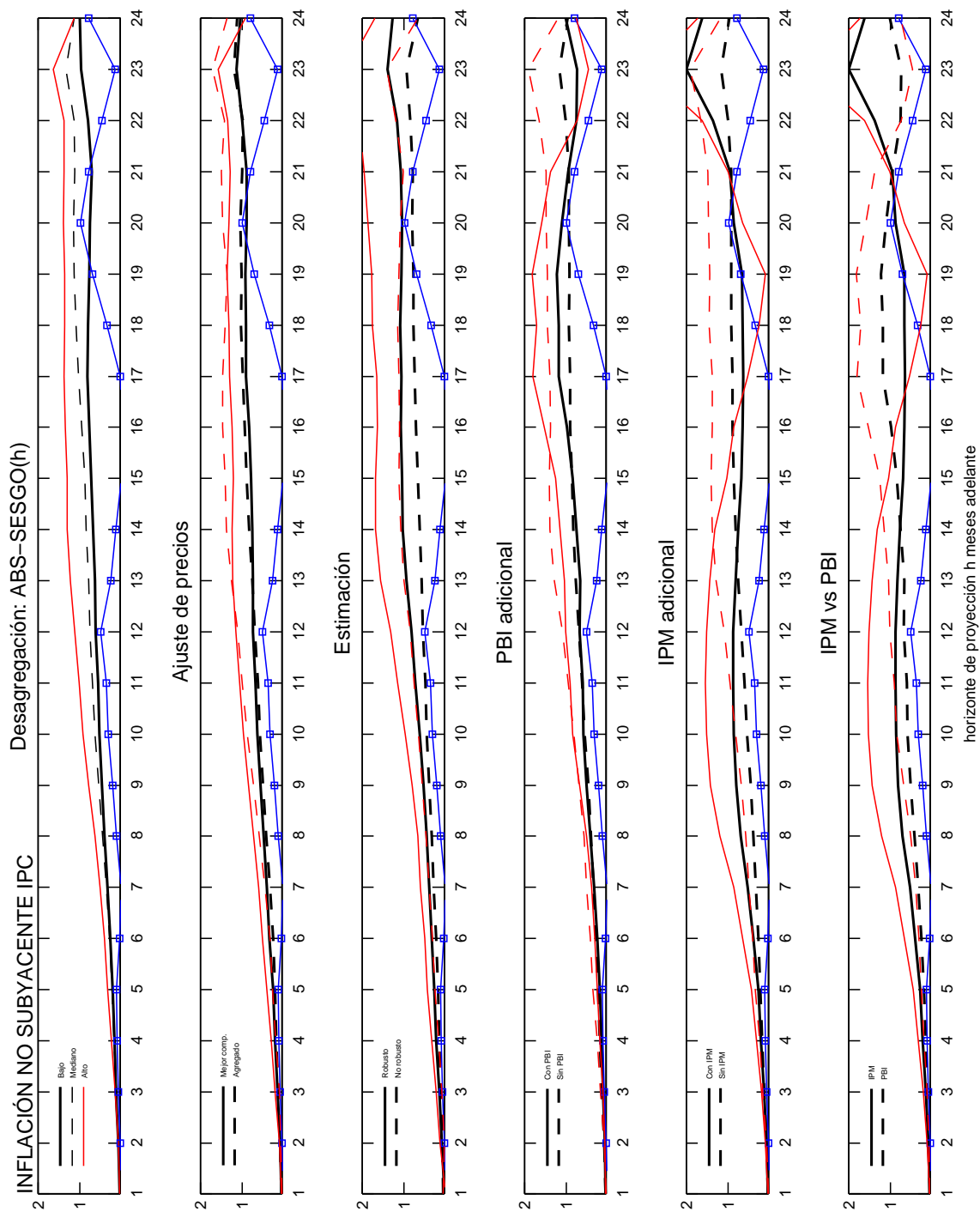


Gráfico No. 15: No subyacente - ABS-SESGO

## ANEXO C: Evaluación *ex post* dinámica (estadísticos promedio)

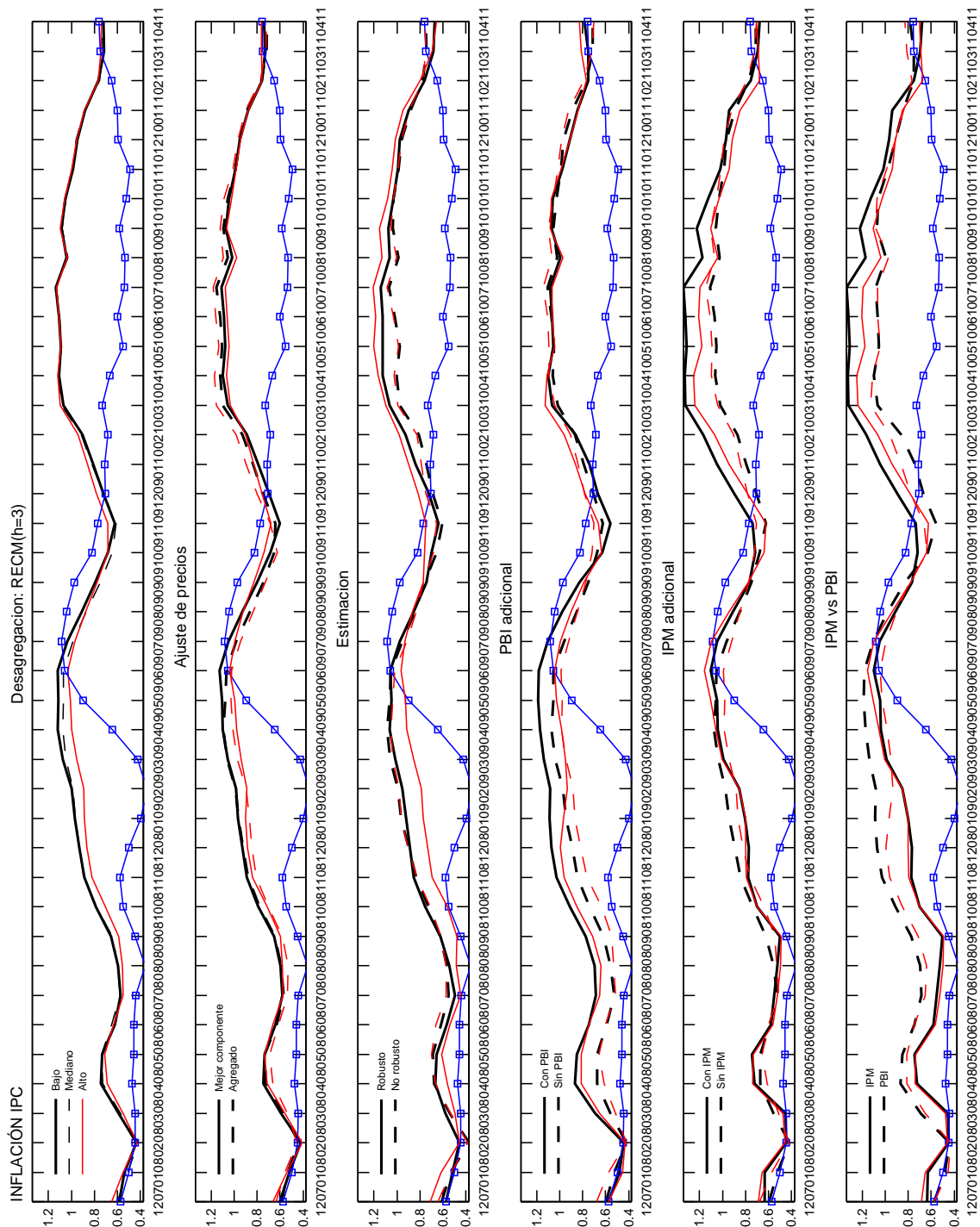


Gráfico No. 16: Total - RECM(3 meses adelante)

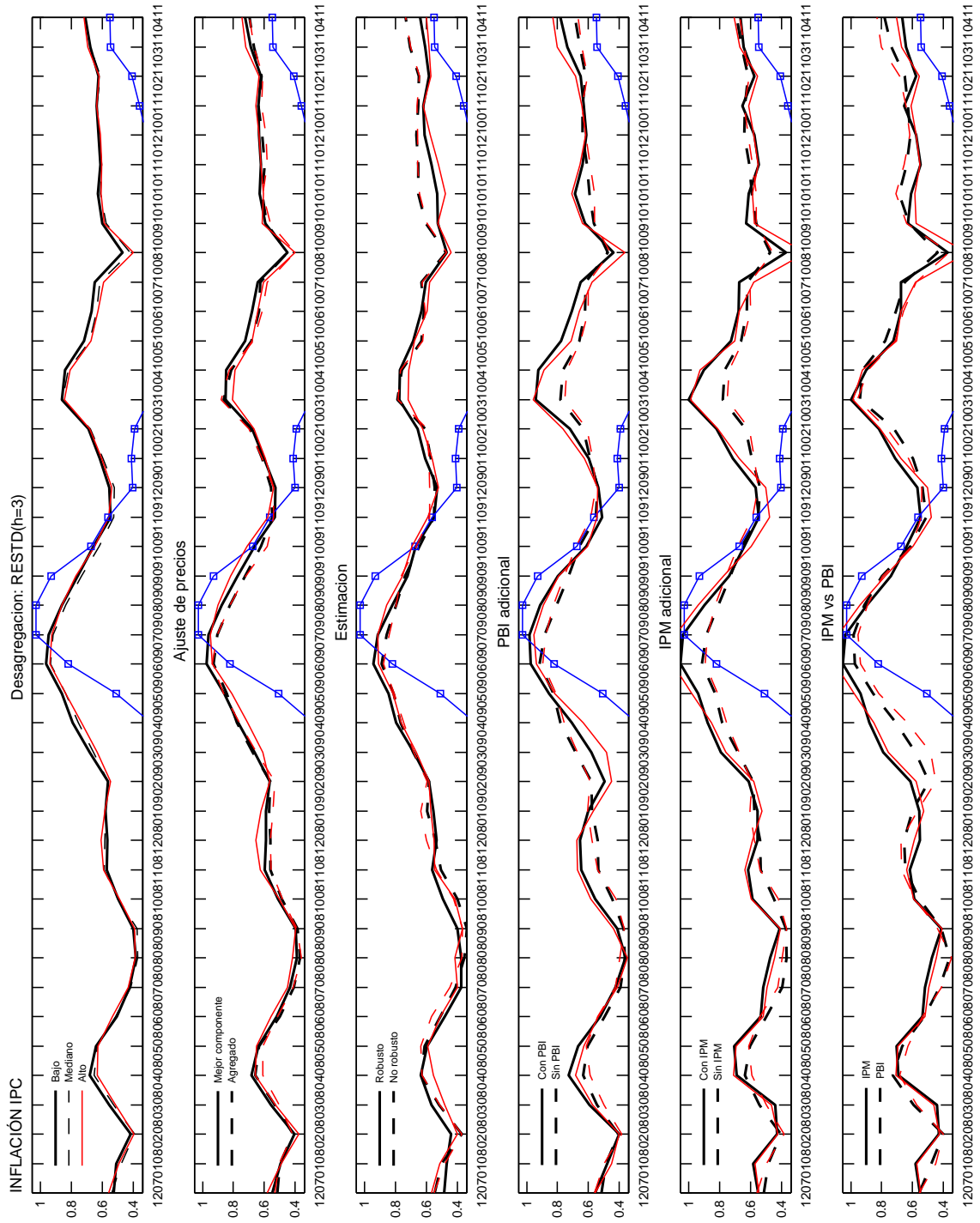


Gráfico No. 17: Total - DESTD(3 meses adelante)

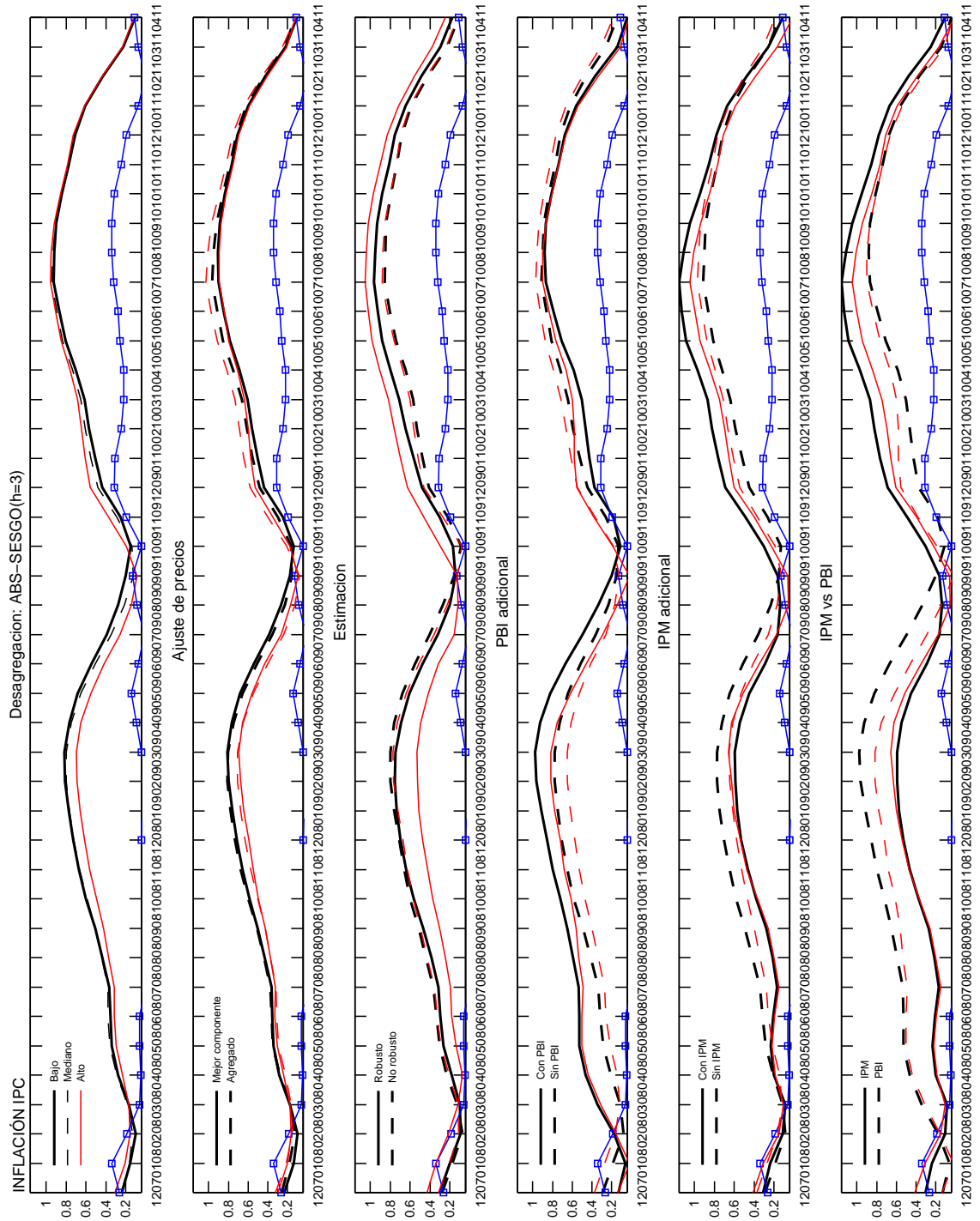


Gráfico No. 18: Total - ABS-SESGO(3 meses adelante)

ANEXO D: Evaluación *ex post* estática (estadísticos mínimos)

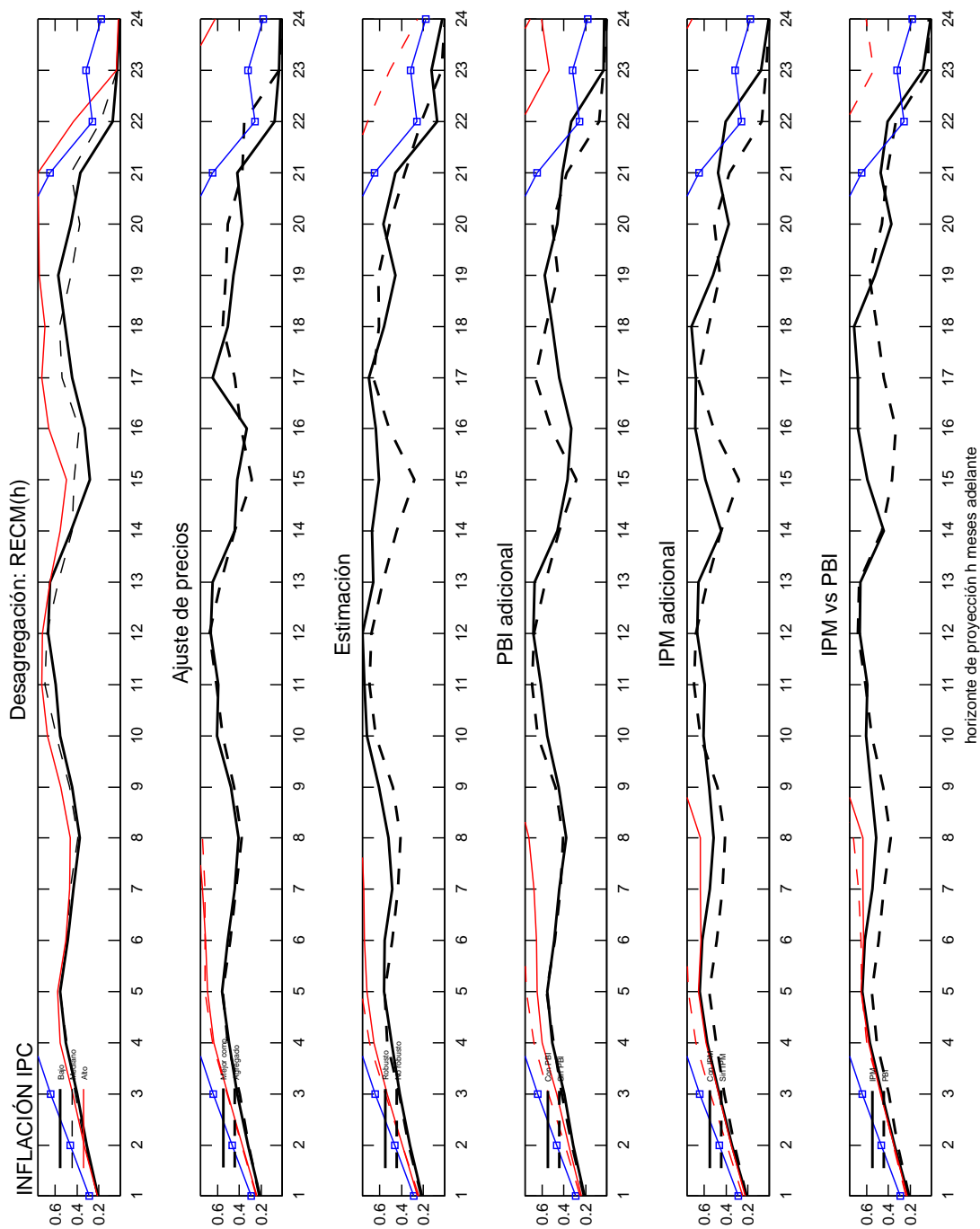


Gráfico No. 19: Total - RECM mínimos

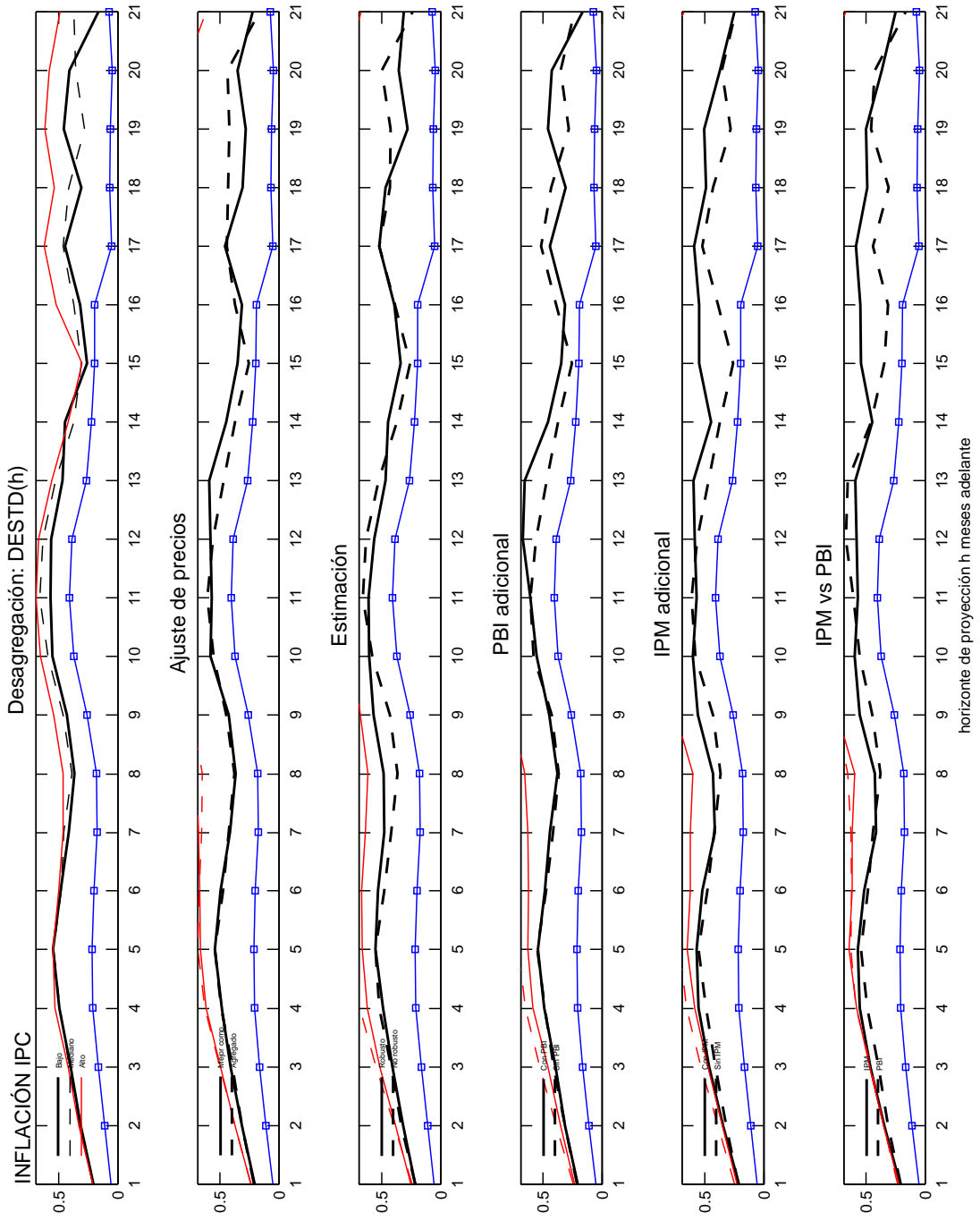


Gráfico No. 20: Total - DESTD mínimos

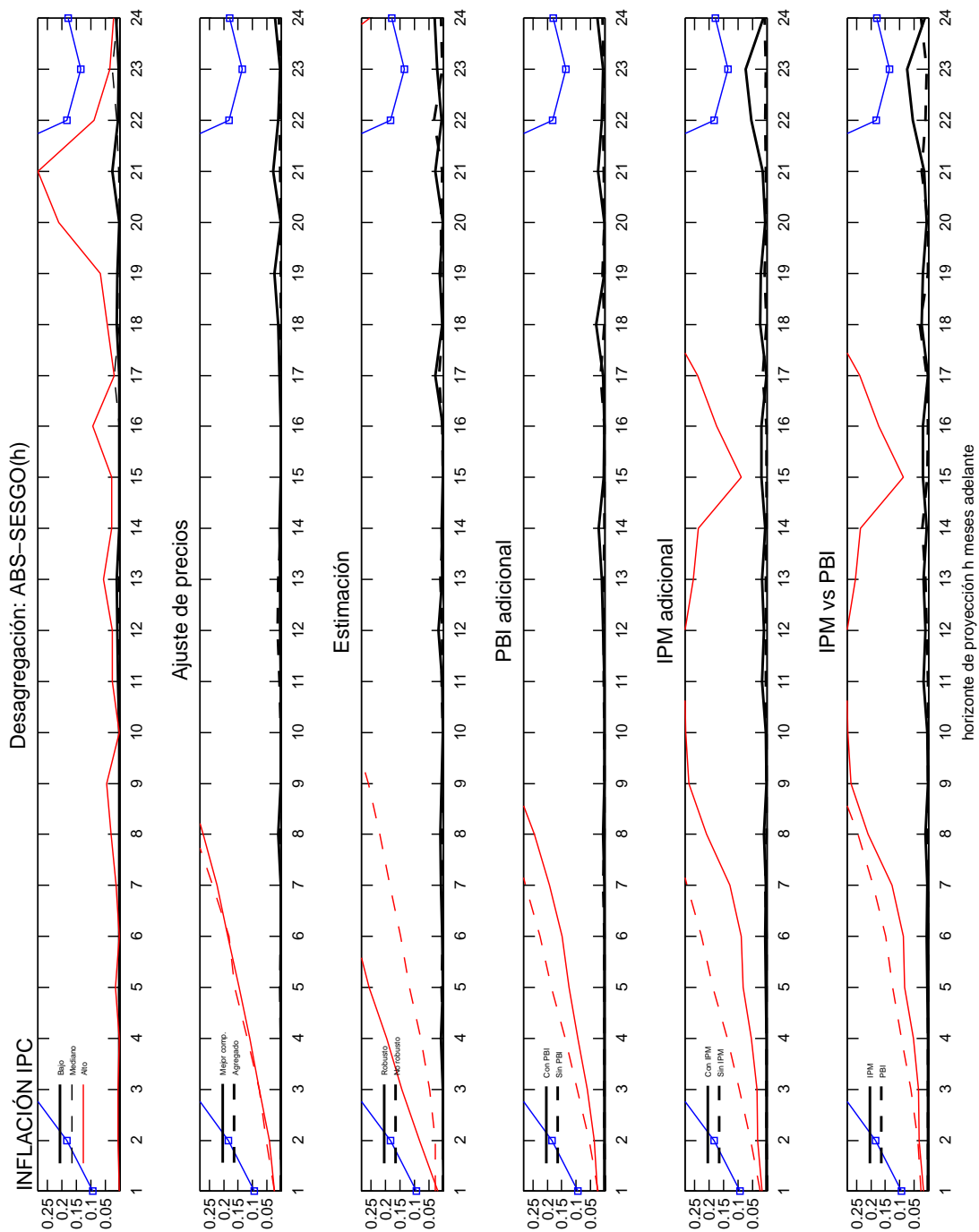


Gráfico No. 21: Total - ABS-SESGO mínimos

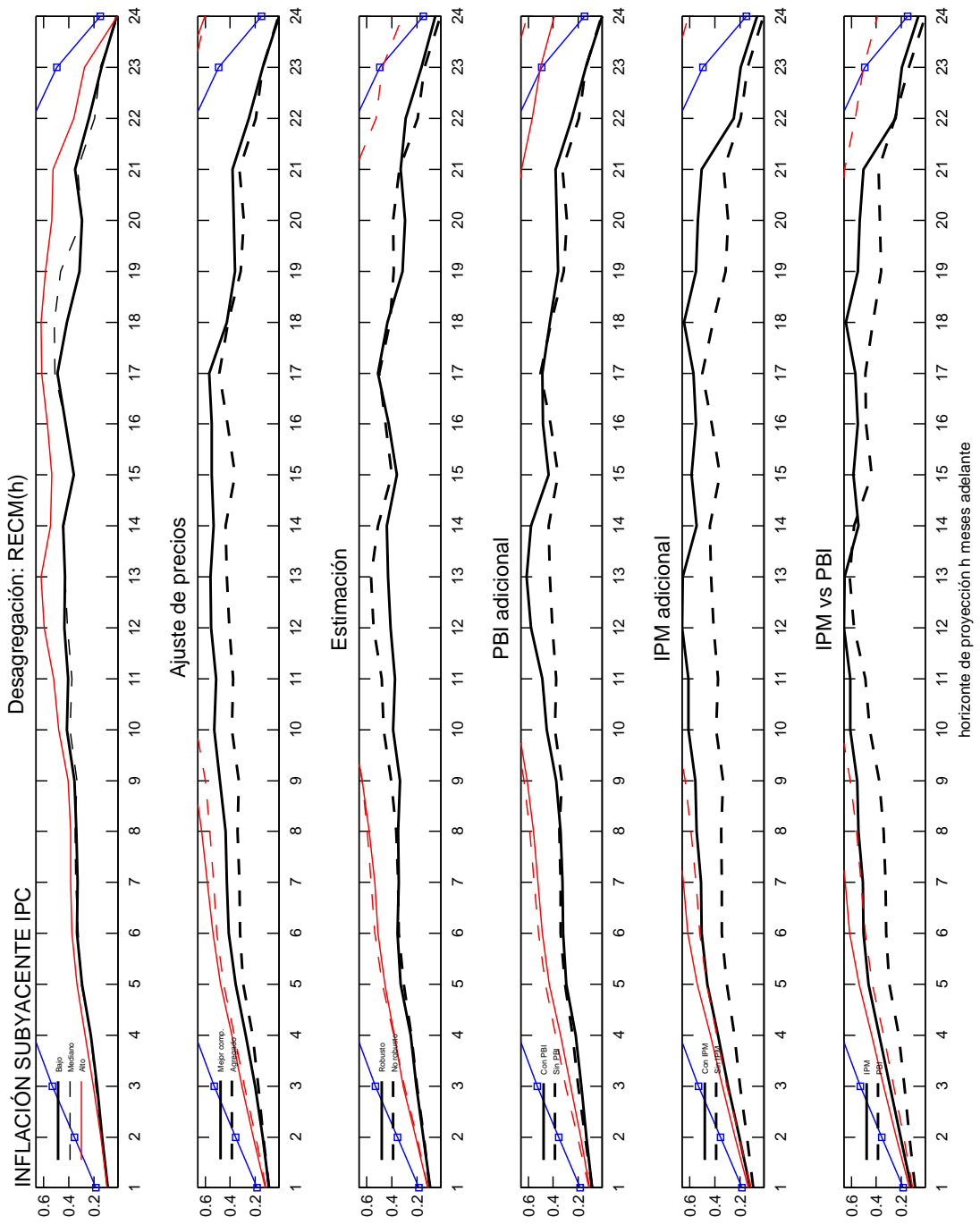


Gráfico No. 22: Subyacente - RECM mínimos



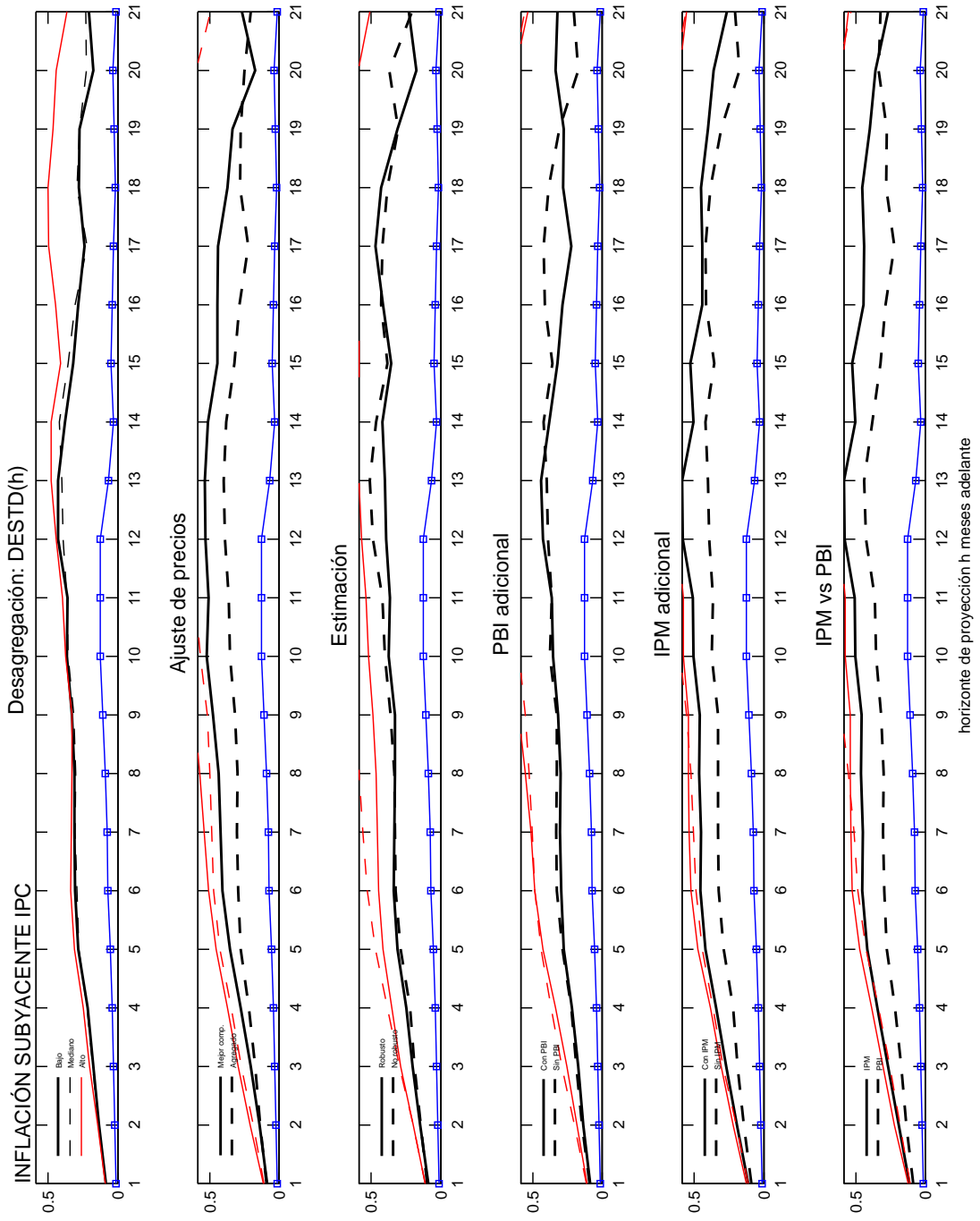


Gráfico No. 23: Subyacente - DESTD mínimos

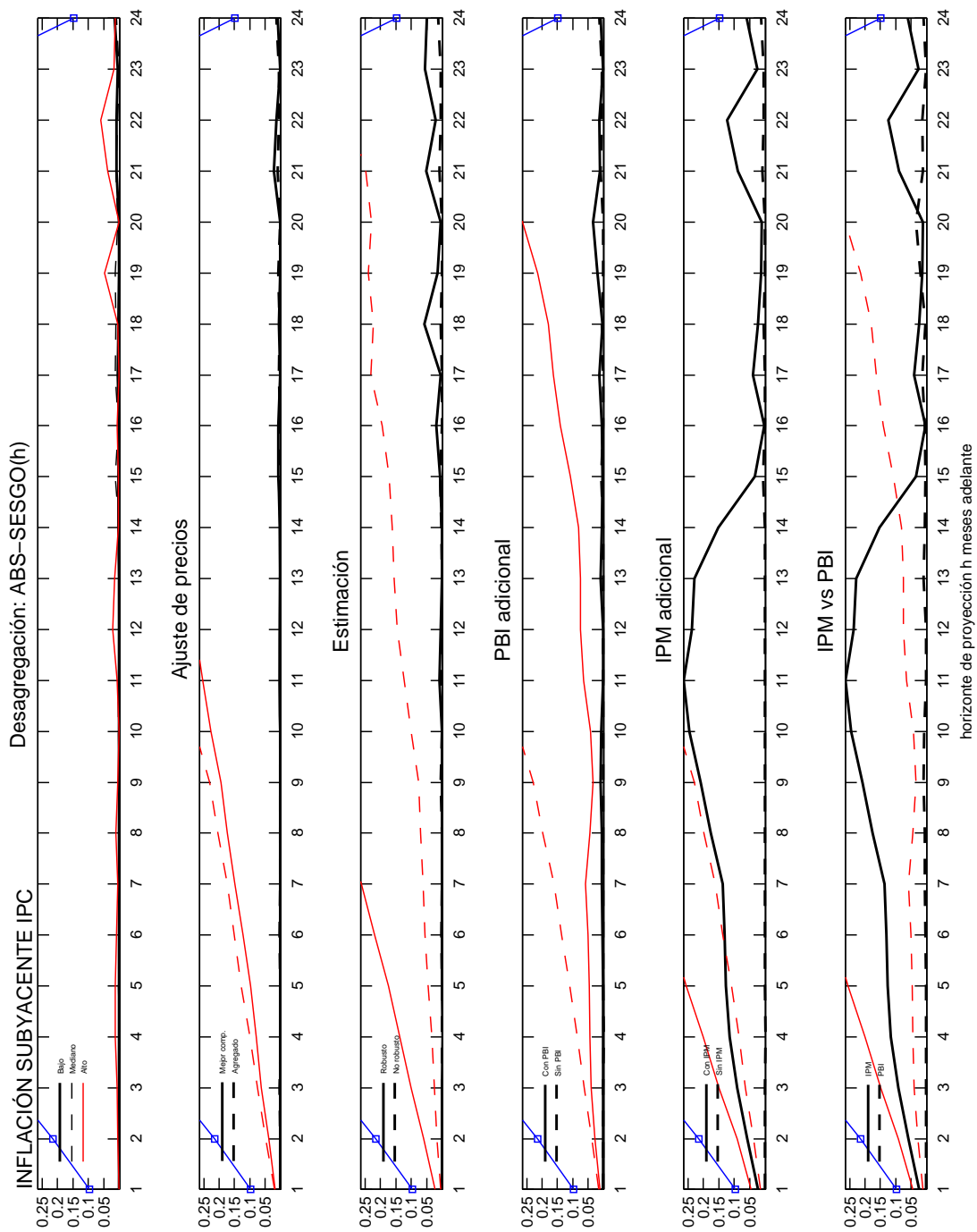


Gráfico No. 24: Subyacente - ABS-SESGO mínimos

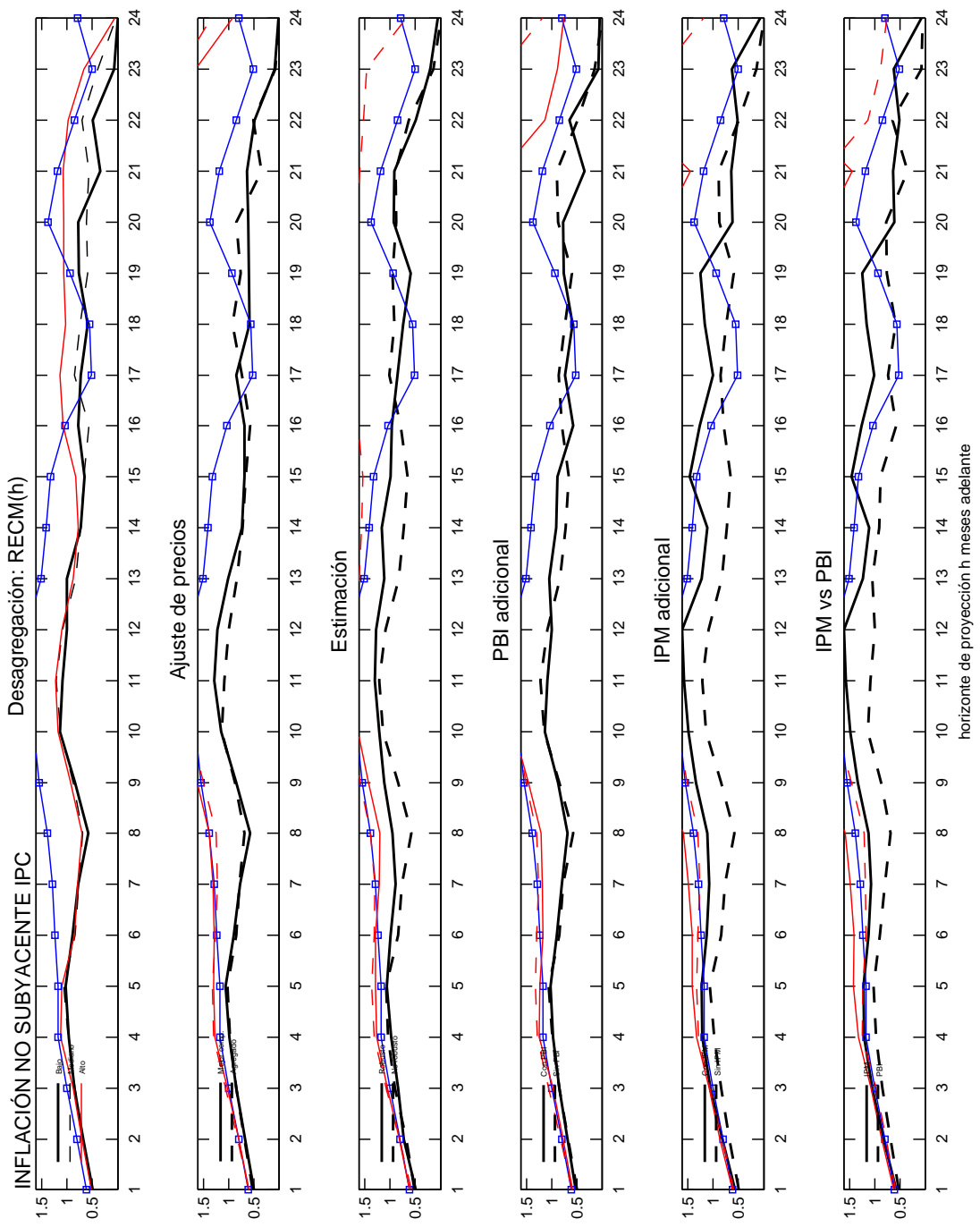


Gráfico No. 25: No Subyacente - RECM mínimos

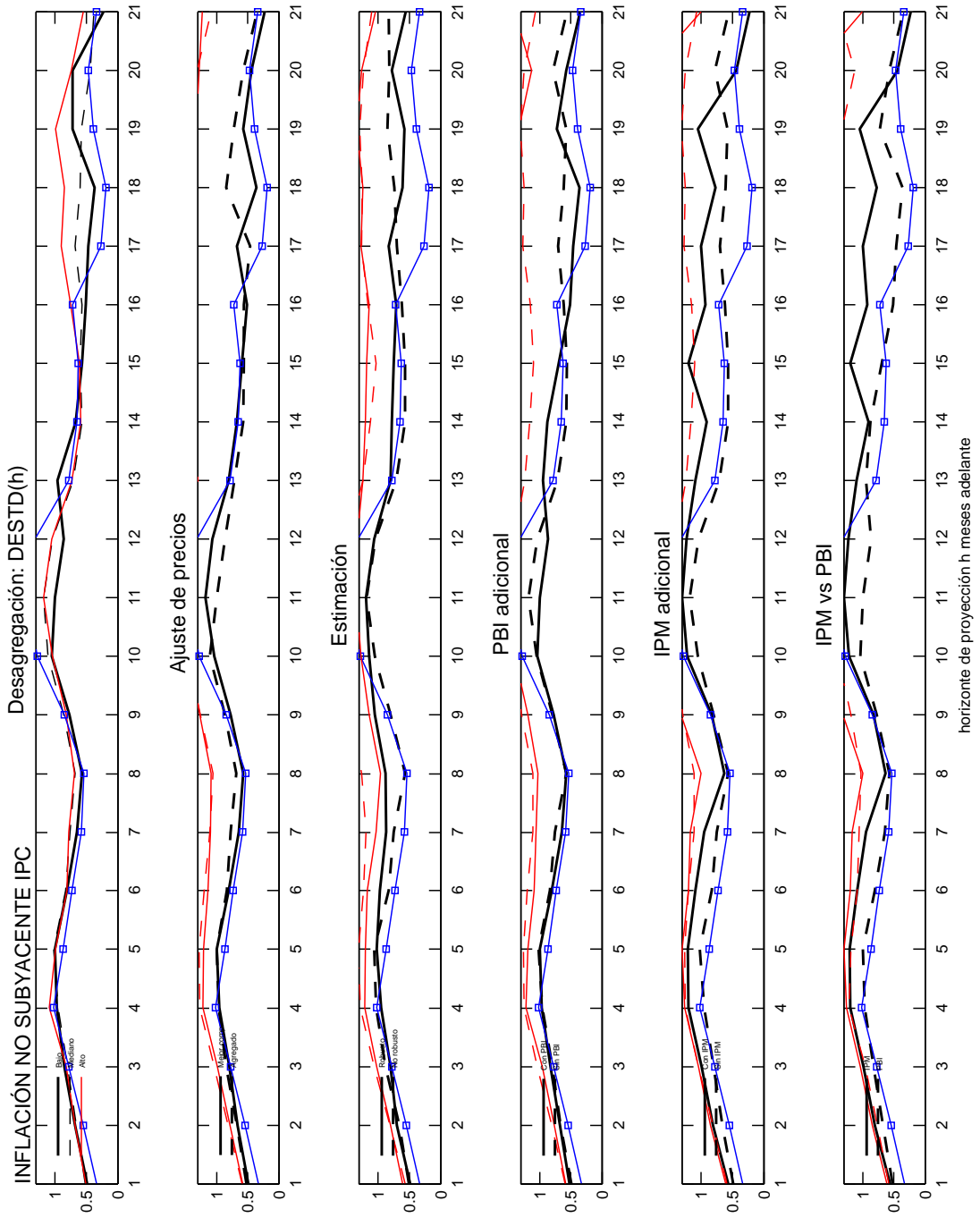


Gráfico No. 26: No Subyacente - DESTD mínimos

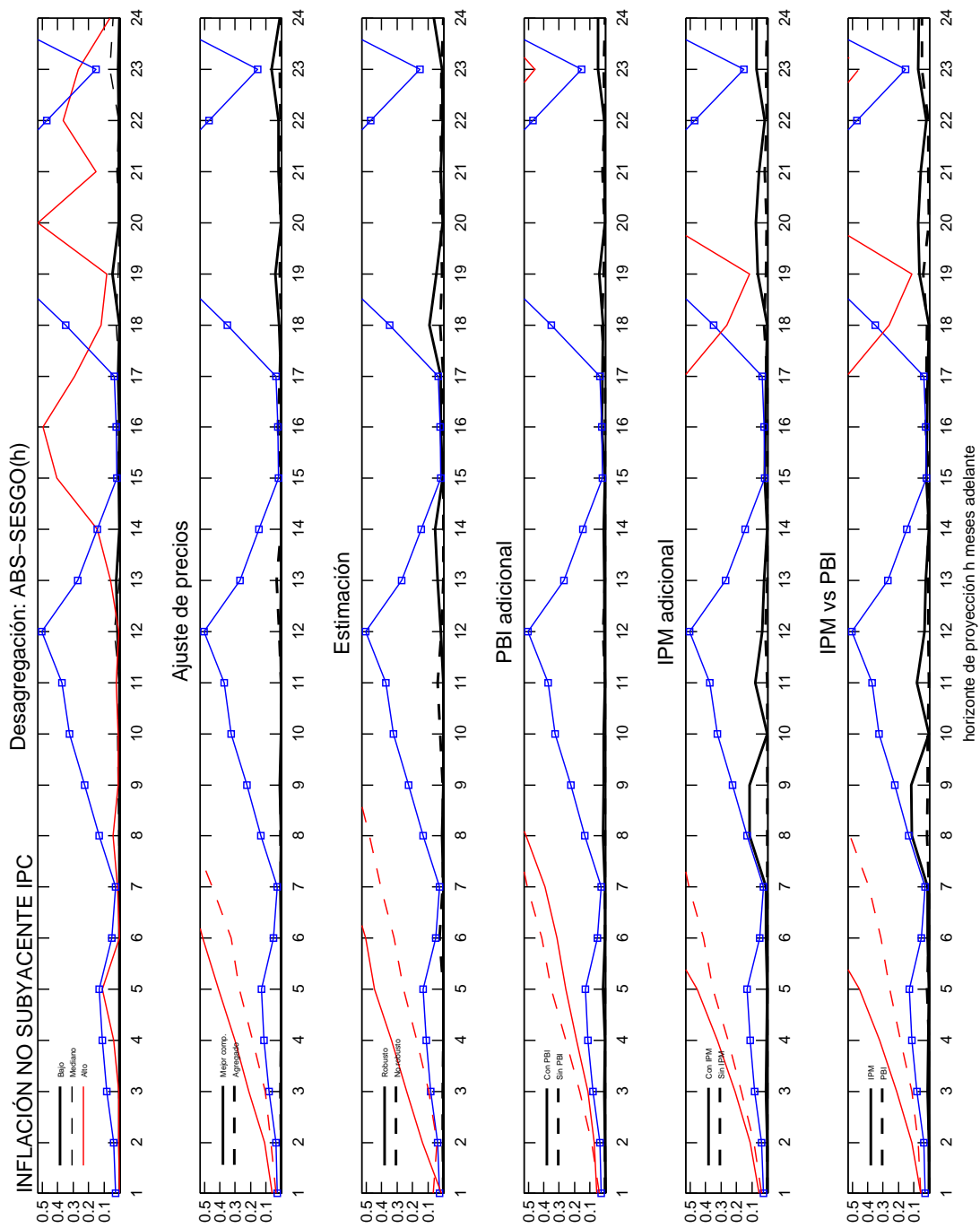


Gráfico No. 27: No Subyacente - ABS-SESGO mínimos

## ANEXO E: Literaturas indirectamente relacionadas con el SPD

El trabajo de Duarte & Rua (2007) es indicativo, aunque utilizan un tipo diferente de modelos para enfrentar la “maldición de la dimensionalidad” (modelos ARIMA con estacionalidad estocástica aumentados con factores dinámicos, FASARIMA). Sobre la base de tres niveles de desagregación, sus resultados señalan una relación potencialmente inversa entre el horizonte de predicción y el grado de desagregación: la predicción de corto plazo es más precisa con un nivel elevado de desagregación debido a que los factores dinámicos comunes logran ser una buena aproximación del co-movimiento de corto plazo en los componentes. Esta aproximación se deteriora respecto al co-movimiento de mediano y largo plazos, por lo que la predicción con niveles elevados de desagregación en estos horizontes es menos precisa respecto a los modelos más simples.

Aunque pertenece a una literatura relacionada que busca aprovechar la capacidad teórica de los modelos de factores dinámicos para resumir información, parte de estos resultados pueden explicarse porque (en la literatura mencionada en el texto principal) se ha observado que niveles bajos de desagregación pueden ser beneficiosos para algunos horizontes de predicción cuando choques grandes afectan toda la distribución de corte transversal en la misma dirección durante periodos de alta incertidumbre.

Por su parte, Hendry & Hubrich (2006, 2010) plantean una alternativa potencialmente competitiva frente a todos los modelos desagregados ya mencionados. Sus resultados teóricos favorecen la inclusión de información desagregada (algunos componentes individuales o los factores comunes más importantes obtenidos combinando la información de todos los componentes) en un modelo para el agregado (propiedad de predictibilidad poblacional). Sin embargo, sus resultados empíricos son mixtos: (i) cuando no hay restricciones a la disponibilidad de datos (el caso de la inflación de EE.UU.), el esquema de predicción más robusto es predecir el agregado con un modelo para el agregado con rezagos de un componente particular (en línea con sus resultados teóricos), mientras que (ii) cuando existen estas restricciones de datos (el caso de la inflación del área del Euro), el esquema más robusto es predecir el agregado con un modelo para el agregado con rezagos del agregado (en contra de sus resultados teóricos). Hendry & Hubrich explican estos resultados empíricos mixtos en términos de (a) cambios en la co-linearidad entre componentes de precios desagregados que afectan la disyuntiva entre sesgo y varianza en la selección del modelo de predicción, (b) cambios en los momentos no condicionales en la variable agregada, y (c) el poder explicativo de los componentes de la matriz de co-varianzas por sus factores comunes. Hendry & Hubrich (2006, 2010) utilizan datos previamente desestacionalizados, lo que también condiciona sus resultados empíricos.

Es importante remarcar que el contexto teórico de Hendry & Hubrich (2006, 2010) ya no es el de predicción desagregada del agregado debido a que el PGD del agregado no es un agregador sino básicamente un modelo dinámico uni-ecuacional para los datos agregados que está aumentado con rezagos de **algunos** componentes individuales o los factores comunes más importantes, los cuales son predichos con las otras ecuaciones del modelo VAR propuesto. Asimismo, en el contexto empírico, la predicción de la inflación nacional (p.ej., la de EE.UU.) no es análoga a la predicción de la inflación supra-nacional (p.ej., la del área del euro) debido a la necesidad de obviar la predicción de cada inflación nacional vía sus propios componentes antes de agregar las inflaciones nacionales para obtener el “mega-agregado” de inflación supra-nacional. A pesar de que esta “analogía empírica” no es inocua, también esta presente en gran parte de la literatura sobre predicción desagregada del agregado cuyos resultados empíricos han favorecido la estrategia de predecir el agregado con datos agregados (un modelo uni-ecuacional). Como se mencionó, los resultados opuestos en la literatura están condicionados al uso de niveles de desagregación usualmente bajos.