



BANCO CENTRAL DE RESERVA DEL PERÚ

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)

Carlos R. Barrera Chaupis

Banco Central de Reserva del Perú

DT. N°. 2005-006
Serie de Documentos de Trabajo
Working Paper Series
Noviembre 2005

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

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

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)

Carlos R. Barrera Chaupis[†]
Banco Central de Reserva del Perú
Abril del 2005

Resumen

El presente trabajo hace una evaluación ex post de la precisión de las proyecciones de un conjunto de modelos de corto plazo para el Índice de Precios al Consumidor (IPC), el Índice de Precios al por Mayor (IPM) y el crecimiento del Producto Real (PBI) utilizando una muestra reciente de datos de Perú. Se busca determinar si la incorporación de información desagregada a nivel de rubros componentes mejora la precisión de estos modelos. Las proyecciones de corto plazo forman parte integral de un sistema de proyección puesto que suelen servir como “punto de partida” en las proyecciones que se realizan utilizando modelos estructurales. En ese sentido contar con predicciones de corto plazo más precisas ayuda a minimizar los errores de predicción de los modelos de mediano plazo. Se encuentra que utilizando información desagregada la precisión de las proyecciones del IPC mejora en el muy corto plazo pero no la de las proyecciones del IPM y del PBI para el mismo horizonte temporal, aún cuando se consideran modelos con parámetros cambiantes en el tiempo para el caso del IPM. Finalmente, para horizontes de proyección mayores a 12 meses no es posible mejorar la precisión de las proyecciones de los tres agregados utilizando información desagregada. Estos resultados están condicionados al valor informativo del agregado y a los niveles de desagregación utilizados.

Clasificación JEL: C32, C43, C53, E30

Palabras clave: Forecasting, Sparse VAR, Monetary Policy

[†] Correo electrónico: cbarrerach@bcrp.gob.pe. El autor agradece los comentarios y sugerencias recibidos en el Encuentro de Economistas, en el seminario interno de la Gerencia de Estudios Económicos así como de la Unidad de Investigación, pero se responsabiliza por los puntos de vista expresados y los errores remanentes

1. Introducción

Debido a la naturaleza preventiva de las acciones de la banca central bajo un esquema de metas de inflación, la elaboración de proyecciones de la inflación y el producto real se ha convertido en una de sus principales actividades. Esta actividad de predicción se realiza rutinaria y periódicamente tomando en cuenta los rezagos de política (el efecto rezagado de las acciones de política sobre ambas variables) así como el cronograma de comunicación y explicación de sus potenciales acciones ante el público. En general, los modelos estructurales y sus proyecciones facilitan la toma de decisiones de política y la explicación de las mismas ante diferentes escenarios *en el momento en el cual se evalúan los escenarios de política monetaria*.

Mientras que una evaluación retrospectiva de qué tan precisas fueron las proyecciones provenientes de modelos teóricos (estructurales y semi-estructurales) es menos frecuente debido a dificultades impuestas por el tiempo necesario para solucionar modelos con expectativas racionales, los modelos no estructurales no presentan estas dificultades. Por esta razón, el presente trabajo realiza una evaluación retrospectiva de la precisión de un conjunto de modelos no estructurales, los que sin embargo pueden ser utilizados como referencia para elaborar las proyecciones de los modelos teóricos (al menos para el corto plazo), favoreciendo la elaboración de escenarios base o pasivos más precisos.

Es importante notar que los modelos no estructurales cuyas proyecciones serán evaluadas aquí son de naturaleza desagregada. Ello reduce el problema de sensibilidad inherente en el proceso de modelación y predicción de modelos agregados, donde los choques idiosincráticos al interior de las medidas de inflación y de producto real pueden inducir cambios importantes en la especificación y calibración de modelos teóricos así como en la estimación de modelos no estructurales de predicción, independientemente del grado en el que la teoría es utilizada para su elaboración¹.

En la medida que la desagregación logre reducir esta sensibilidad en los modelos no estructurados, es posible evitar un exceso de sensibilidad de los modelos teóricos ante dichos choques. Para ello se propone buscar un balance entre la idoneidad empírica de los modelos no estructurales de predicción y la idoneidad teórica (explicativa y comunicativa) de los modelos teóricos que guíe las modificaciones en la

¹ Otros cambios pueden surgir de la presencia de errores de medición y de dificultades para la disponibilidad de información relativamente confiable al final de la muestra (datos de diferente cosecha) El primer problema puede afectar la desagregación de la inflación IPC utilizada en los modelos estructurales. El segundo problema es importante para el caso del producto real (ver Robertson & Tallman (1998)) pero sólo afecta los resultados obtenidos con la muestra completa de errores de predicción.

especificación y calibración de éstos últimos. Eventualmente, este balance se logrará mediante el uso del **principio de predicción**, bajo el cual todo modelo debe ser evaluado en términos de su capacidad para predecir el futuro. Bajo este axioma, de aceptación cada vez más difundida, un modelo teórico apropiado es aquél que, además de presentar una explicación tanto simplificada como coherente de los eventos recientes, tiene una *capacidad aceptable para predecir la evolución futura de las variables* para un horizonte cercano al rezago de política. En caso contrario, las simplificaciones del modelo pueden no ser las más adecuadas para el diseño de la política monetaria, a pesar de que el modelo permita una adecuada comunicación.

Como punto de partida para este programa de investigación propuesto, el presente estudio documenta un **ejercicio de predicción desagregada** de dos medidas de inflación (variaciones del índice de precios al consumidor y del índice de precios al por mayor) y una del producto real (variaciones del PBI real) así como la **evaluación de la precisión *ex post*** correspondiente. La característica principal del tipo de modelos usados en este ejercicio es que **tanto las variaciones de los componentes como las del agregado son variables endógenas**. Estos modelos permitirán se busca determinar los niveles de precisión asociados con la predicción del agregado a partir de la información de los componentes, así como el grado de desagregación óptimo para ello, dentro de la línea de investigación recientemente continuada por Pesaran, M.H. (1998).

Sin embargo, aunque se comparte el objetivo de las aplicaciones recientes en esta línea de investigación, que enfatizan la agregación óptima a partir de relaciones micro-económicas típicamente usadas (lineales en logaritmos), **el presente ejercicio de predicción es simplificado debido a que los modelos lineales dinámicos considerados usan un conjunto restringido de información, limitado a los componentes y el agregado para cada caso**, por lo que se excluye cualquier variable exógena asociada a un componente particular. Asimismo, para minimizar costos computacionales (tiempo y uso), los niveles de desagregación relativamente bajos para el índice de precios al por mayor y de alguna manera también para el PBI dificultan la selección de la agregación óptima y por ende condicionan los resultados correspondientes.

Esta restricción de los conjuntos de información a los componentes y al agregado en cada caso (variaciones del IPC, del IPM o del PBI real) obedece al objetivo general de elaborar proyecciones de los agregados y principales sub-agregados de precios y producción con un horizonte de predicción de hasta 24 meses ($h=1,2,\dots,24$) de manera automática y relativamente veloz. En primer lugar, se requeriría de otro sistema de predicción para elaborar las proyecciones de las variables exógenas en cada periodo de proyección (aunque se prevé probar una alternativa de solución en un trabajo posterior). En segundo lugar, la exclusión de variables exógenas facilita el uso de algoritmos de especificación de rezagos de las variables explicativas basados en

criterios de información, usados para lograr modelos de predicción parsimoniosos. En todo caso, el costo de esta simplificación consiste en que algunos de los componentes son más volátiles que el agregado, por lo que un conjunto restringido de información sólo puede ser útil para predecir el agregado para un horizonte corto de predicción².

Un intento de minimizar los efectos de esta simplificación/restricción consiste en permitir que cada componente i pueda depender del agregado o de otro componente j que se elija según su efecto sobre la precisión estimada *ex ante* de las proyecciones de i . La justificación para este proceder puede ser estadística (componentes principales) o teórica (los agentes pueden observar sus propios precios y los precios de un sector relacionado más que el nivel agregado). Para usar modelos más flexibles y no imponer restricciones teóricas sin el aval en los datos, se evaluarán dos sistemas de predicción: (i) forzando a que cada componente dependa de rezagos de sí mismo y del agregado únicamente y, (ii) permitiendo que, luego de evaluar varios modelos en los que cada componente depende de rezagos de sí mismo y de otros componentes, incluyendo el agregado, se elija el modelo que minimice el $RMSFE(h=6)$ estimado.

La comparación entre ambos sistemas de predicción puede ser útil para evaluar qué tan importante resulta

- la dinámica entre los distintos rubros que componen el agregado bajo análisis (relaciones de sustituibilidad y complementariedad de precios y productos), respecto a
- la presencia de “tendencias comunes” al interior de cada agregado (variaciones del IPC, del IPM o del PBI real), en el sentido de que cada componente depende del propio agregado; y
- el nivel de desagregación

en la *precisión* de las predicciones del agregado en diferentes horizontes.

Específicamente, la evaluación de la capacidad para predecir la evolución futura de las variables mencionadas consistirá en la comparación de la **precisión *ex post*** de las proyecciones provenientes de diversos modelos, es decir, de la evaluación comparada de qué tan bien predijeron en el pasado inmediato. Como explicamos a continuación, *el criterio más transparente es el **error cuadrático medio de predicción para un horizonte de predicción h , $RMSFE(h)$*** . Aunque este criterio supone que la función de pérdida es cuadrática y, por ende, simétrica, es una convención válida cuando la función de utilidad o pérdida de la institución que usará las proyecciones (función enfatizada por la Escuela de Econometría Bayesiana) es desconocida. Adicionalmente, brinda una medida absoluta y fácil de calcular, haciendo posible la *comparación de la precisión de las proyecciones* de los modelos usados por

² La utilidad de un conjunto de series en términos de su contenido de información para predecir una variable se mide con la precisión ($RMSFE(h)$) y el complemento de la varianza (el sesgo) de las proyecciones para un horizonte de predicción h .)

diferentes instituciones, sin caer en el relativismo exagerado de no poder realizar comparación alguna.

Al medir la precisión de las proyecciones mediante una medida tan operativa como la *predictibilidad absoluta*, el análisis se reduce a comparar toda la secuencia de la RMSFE y el sesgo de un modelo con las secuencias de otros modelos alternativos disponibles. Es importante señalar que, recientemente, Diebold & Kilian (1997) adicionan, a la lista de criterios tradicionales de evaluación de proyecciones disponible, una generalización de la medida de *predictibilidad relativa* de Granger & Newbold (1986) para funciones de pérdida asimétricas y datos no estacionarios. Sin embargo, este criterio refleja la alta o baja *predictibilidad* para un horizonte j con respecto a otro horizonte k , $j < k$, mediante una función de las varianzas del error de predicción -MSFE- para estos dos horizontes (con una función de pérdida simétrica). Sin embargo, toda medida de predictibilidad relativa no solo oscurece la consideración de los *niveles* del RMSFE para estos horizontes, que son referenciales por sí mismos, sino que produce una relatividad arbitraria en el análisis al hacerlo depender de la secuencia de MSFE del particular modelo usado como referencia. Además, los errores de predicción siempre están disponibles para calcular cualquier otro criterio del conjunto de criterios de evaluación *ex post* disponible³.

Los **resultados** sustentan que existen beneficios netos positivos al complementar las proyecciones de los modelos estructurales (que incluyen los agregados únicamente) con las de los modelos de predicción desagregados, a pesar de que estos últimos pueden no resultar útiles para elaborar una explicación estructural de la coyuntura reciente presente en los datos (al menos no inmediatamente). En el caso particular de las proyecciones provenientes del **Modelo de Proyección Trimestral (MPT)**, las de este modelo suelen tener mayor precisión que las de los mejores modelos no estructurales propuestos, para horizontes de proyección de mediano plazo (y viceversa para las proyecciones de corto plazo). Como la precisión de estos sistemas de predicción propuestos resulta relativamente alta en el horizonte de corto plazo (por ejemplo, para los primeros 6 meses en un horizonte de predicción de 24 meses), estas proyecciones favorecen la precisión *ex post* de las proyecciones provenientes de modelos estructurales si se usan como secuencias de partida, incluso más allá del horizonte de corto plazo.

En la **primera parte** del documento se detalla la especificación de los modelos de predicción propuestos para minimizar el problema de conjuntos de información limitados. En la **segunda parte** se describen los modelos propuestos para elaborar proyecciones desagregadas de las variables agregadas mencionadas. En la **tercera parte** se presentan los principales resultados del ejercicio de predicción en términos

³ Para un balance de las ventajas y desventajas de los criterios de evaluación utilizados en la literatura reciente, ver Winkelried (2004) y Clements & Hendry (1998).

de la precisión y del sesgo *ex post* de las proyecciones de cada agregado en variaciones porcentuales de doce meses. Las conclusiones y perspectivas van en la cuarta parte.

Para lograr un mensaje eficiente, ha sido conveniente ordenar gran parte del documento en forma de anexos, a los que texto principal hace referencia. El **Anexo A** se presenta la lista de variables componentes utilizadas para las proyecciones del presente trabajo. El **Anexo B** presenta las proyecciones de cada agregado según sus niveles de desagregación descritos en el Anexo A sobre la base de la última información disponible. El **Anexo C** presenta un modelo teórico simplificado para el ajuste de precios y cantidades como motivación para el ejercicio de predicción. El **Anexo D** presenta las extensiones de este modelo teórico, que dan lugar a los sistemas dinámicos de proyección desagregada utilizados en el ejercicio de predicción. Para fines comparativos, el **Anexo E** presenta los principales resultados del ejercicio con unidades diferentes, específicamente, la precisión y del sesgo *ex post* de las proyecciones de cada agregado se miden en variaciones porcentuales mensuales, las mismas unidades usadas para la estimación de los modelos. Finalmente, una descripción simple (univariada) de los modelos con parámetros cambiantes, utilizados únicamente para el caso del IPC y el IPM, se presenta en el **Anexo F**.

2. Modelos de proyección desagregada propuestos

Para solucionar el problema tradicional de la falta de grados de libertad en los modelos de vectores auto-regresivos (VAR), el procedimiento adoptado consiste en estimar los parámetros de cada **ecuación en forma reducida asociada al componente i** (incluyendo los rezagos del agregado) mediante una especificación de los rezagos de las variables explicativas “de lo general a lo particular” con el método de estimación de “mínimos cuadrados generalizados factibles” (FGLS). Es conocido que incluir un exceso de rezagos puede generar problemas importantes para la predicción, por lo que la parsimonia se logra con la imposición de restricciones cero determinadas mediante criterios de información (ver Lutkepohl(1991)). Para cada nivel de desagregación con un número de componentes igual a M, se dispondrá de los parámetros estimados de M ecuaciones para construir las matrices de un sistema VAR(M) en forma reducida.

Así, por ejemplo, el Anexo A presenta la lista de componentes del IPM para la desagregación B donde M=3 componentes. Habiendo estimado M=3 versiones de cada una de las M=3 ecuaciones, cada una de las cuales tiene los rezagos de uno de los otros dos componentes (y potencialmente del IPM mismo) como variables

predeterminadas, puede elegirse la mejor especificación de cada ecuación e incluirla en un sistema VAR con muy pocos parámetros. Evidentemente, a partir de las proyecciones de este sistema VAR podemos construir proyecciones del agregado IPM así como de cualquier agregado intermedio que depende únicamente de algún subconjunto de los M=3 componentes.

IPM: GUÍA DE COMPONENTES POR NIVEL DE DESAGREGACIÓN

Componentes		Desagregaciones						
		2 rubros (A)	3 rubros (B)	4 rubros (C)	2 rubros (D)	4 rubros (E)	3 rubros (F)	5 rubros (G)
1	Total Agropecuario	IPMA	IPMA					
2	Total Manufactura	IPMM		IPMM				
3	Productos nacionales		IPMN		IPMN		IPMN	
4	Sector Agropecuario		IPMNA	IPMNA		IPMNA		IPMNA
5	Sector Pesca		IPMNP	IPMNP		IPMNP		IPMNP
6	Sector Manufactura		IPMNM			IPMNM		IPMNM
7	Productos Importados		IPMM		IPMM	IPMM		
8	Sector Agropecuario		IPMMA	IPMMA			IPMMA	IPMMA
9	Sector Manufactura		IPMMM				IPMMM	IPMMM
Índice de precios al por mayor		IPM						
Componentes que pueden calcularse a partir de los componentes de la desagregación.			IPMM[2]	IPMA[1]		IPMN[3]	IPMM[7]	IPMA[1], IPMM[2], IPMN[3], IPMM[7]

Sin embargo, incluso esta estrategia no logra ahorrar grados de libertad cuando los niveles de desagregación son elevados ($M > 3$). La primera solución es incluir únicamente los rezagos del agregado asumiendo que éste es el componente principal de todos los componentes i . Alternativamente, una justificación teórica para esta solución es el modelo de islas de Lucas, como menciona Winkelried(2004).

Como esta solución limita sobremanera el conjunto de información utilizado para predecir cada componente i además de implicar restricciones teóricas que pueden no estar validadas por los datos, la segunda 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). Incluir estas ecuaciones estimadas en un VAR(M) equivale a construir *modelos VAR con gran cantidad de bloques de ceros* (los que denominaremos *SparseVAR(M)*). Evidentemente, los VAR(M) de la primera solución pueden representarse matricialmente como un caso especial de los *SparseVAR(M)* planteados en esta segunda solución.

Por ende, la especificación de cada modelo *SparseVAR(M)* depende del conjunto de variables que se incluya en la forma reducida de las ecuaciones para cada componente i . Específicamente, estas ecuaciones pueden describirse como:

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

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

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

- **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

$$\Delta p_{i,t} = \sum_{s=1}^p a_s \Delta p_{i,t-s} + \sum_{s=1}^p c_s \Delta q_{t-s} + v_{i,t}$$

donde se supone que el mejor componente asociado es *el agregado* (supuesto $p_{i,t}^* = q_t$). Esta ecuación resulta ser una generalización de la ecuación (2) de la digresión teórica del Anexo C, pues considera un máximo de p rezagos para cada variable predeterminada. Nótese que en contraste con la ecuación (2), la ecuación anterior excluye los rezagos de la demanda agregada como variables exógenas⁴. Al igual que en el Sistema A, la especificación de los rezagos relevantes se realiza con la estimación FGLS-VAR.

Como el objetivo principal es elaborar proyecciones respecto al agregado, los modelos *SparseVAR*(M) incluyen, además de las ecuaciones para cada componente i, una ecuación adicional a los M componentes que calcula las variaciones del agregado

⁴ La presente versión del ejercicio de proyección no incluye un sistema de proyección que combine la información contenida en un conjunto amplio de variables macroeconómicas (ver Barrera(1999) y Winkelried(2003)). *A priori*, este sistema sería mucho más preciso que estos modelos elaborados con un conjunto de información restringido, al menos para horizontes de predicción de hasta 12 meses.

a partir de las de los componentes. Una vez obtenidas las matrices de coeficientes estimados del modelo *Sparse*VAR(M), la proyección de los componentes y del agregado para los **periodos** {t+1,...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 aplicando proyecciones en t+2 a los ratios en t+1; etc....

algoritmo que considera una particularidad de la ecuación del agregado, con parámetros cambiantes en el tiempo (pues dependen de los ratios relativos; ver Anexos C y D). Otra manera de entender esta secuencia es calcular los índices de los componentes y el índice agregado, calcular la variación porcentual de todos los índices e ingresar las variaciones a las ecuaciones que las requieran para realizar la proyección del siguiente periodo y continuar así hasta agotar el horizonte de proyección h.

La precisión y el sesgo de estos dos modelos de proyección mencionados se comparan con los de un sistema de referencia,

- **Sistema C: sistema estático de proyección de referencia** donde las únicas variables explicativas para cada componente i son 12 *dummies* estacionales que capturan la estacionalidad mensual al interior del año (ya que nuestros datos no son ajustados por estacionalidad). De manera similar a los dos sistemas dinámicos anteriores, los índices de los componentes proyectados se ponderan para obtener la proyección del agregado

Asimismo, usaremos otro valor de referencia para la precisión de las proyecciones, la desviación estándar no condicional.

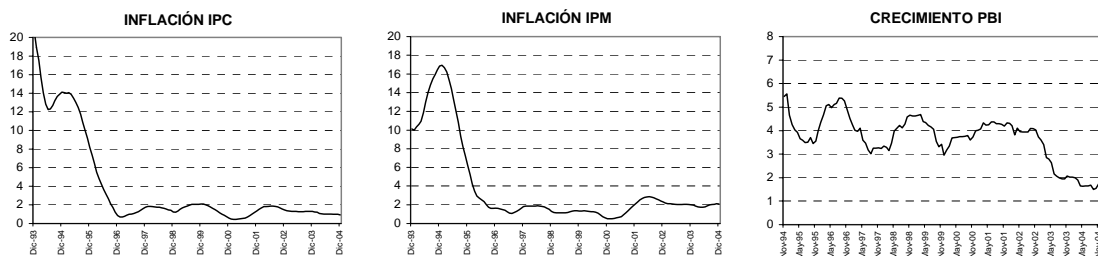
Finalmente, la posibilidad de cambios estructurales en la media condicional al final de la muestra así como resultado de las restricciones impuestas al conjunto de información fue considerada mediante modelos VAR con parámetros cambiantes. Estos modelos se adaptan a cambios estructurales con patrón auto-regresivo asociados a variables omitidas o no observables. Sin embargo, por su elevado costo en términos de tiempo en computadora, estos modelos fueron utilizados únicamente para las

desagregaciones del IPC y del IPM en un versión similar a la del Sistema B (el agregado es asumido como el mejor componente asociado).

3. Resultados de los *Sparse*VAR(M): la precisión y el sesgo *ex post* de las proyecciones

El modelo estático de referencia y los *dos* modelos dinámicos propuestos (y dos más, de parámetros cambiantes, para el IPC y el IPM) se utilizan para proyectar el IPC, el IPM y el PBI real según los niveles de desagregación disponibles detallados en el Anexo A. La **mayor precisión *ex post* de las proyecciones** corresponde a una *menor* media absoluta de los errores de predicción *ex post* disponibles para el horizonte h , denominado RMSFE(h). El **sesgo *ex post* de las proyecciones** es el promedio del negativo de los errores de predicción *ex post* disponibles para el horizonte h , y se denomina Bias(h). Es importante mencionar que la disponibilidad de errores de predicción no es la misma para cada h , ya que son errores observados al re-estimar los modelos hacia atrás (eliminando las observaciones más recientes en bloques de 1, 2, ..., 24 datos). Así, los estadísticos tienen un número decreciente de observaciones para cada muestra de errores de predicción a medida que el horizonte h crece. Por ejemplo, para el caso del IPC y sólo para el horizonte $h=1$, los estadísticos se calculan sobre un número total de 12 y 24 observaciones; para el horizonte $h=2$, los estadísticos se calculan sobre 11 y 23 observaciones, etc. La ventaja es la posibilidad de comparar los estadísticos de la muestra más reciente de errores de predicción (12 últimos errores) con los de la muestra completa de errores disponibles (24 últimos errores). El **valor de referencia para la precisión** que utilizaremos es la desviación estándar de las variaciones porcentuales mensuales del IPC, IPM y PBI de los datos observados (raíz cuadrada de la variancia incondicional).

Gráfico 0
DESVIACIÓN ESTÁNDAR DE LAS VARIACIONES PORCENTUALES 12 MESES (VENTANA MÓVIL DE 24 MESES)



A pesar de la evidente variabilidad en el patrón temporal de esta desviación estándar para el crecimiento del PBI, utilizaremos como referencia el promedio correspondiente a la muestra usada para las estimaciones (Enero 1994 hasta Diciembre 2004). **Las desviaciones estándar promedio son 0.93, 2.10 y 1.74 por ciento para el IPC, IPM y el PBI, respectivamente**, y se representarán como una línea horizontal imaginaria en los gráficos que corresponda (independiente del horizonte de predicción h)⁵.

Los resultados en términos de las secuencias RMSFE(h) y Bias(h) para el IPC, IPM y PBI se describen en los cuadros comparativos siguientes, donde el horizonte h corresponde al eje horizontal. **Para el caso del IPC**, el **Gráfico 1** compara el modelo estático de referencia y los *dos* modelos dinámicos en términos del RMSFE(h) sobre la base de un máximo de 12 errores de predicción, asociados a las proyecciones más recientes. En términos de los promedios, máximos y mínimos (columna izquierda), resulta evidente que el modelo con el agregado IPC como componente principal resulta el más preciso de los tres, aunque el modelo estático de referencia (*dummies*) es adecuado en términos de la referencia de 0.93 por ciento, sólo para los horizontes de 1 a 3 meses adelante. Respecto a las desagregaciones específicas (columna derecha), todas las desagregaciones, excepto la C (6 rubros) y la E (17 rubros), son bastante precisas para el modelo con el agregado IPC como componente principal y todos los horizontes mostrados (1-6 meses adelante). El **Gráfico 2** permite comparar los modelos para cada nivel de desagregación, con resultados consistentes con los anteriores. Sobre la base de los horizontes correspondientes a los primeros 5 meses adelante, las mejores desagregaciones para el modelo con el agregado IPC como componente principal son la D (14 rubros), la F (8 rubros), y la G (9 rubros).

El **Gráfico 3** compara los modelos en términos del Bias(h). Los dos modelos propuestos tienen sesgos positivos, ligeramente crecientes en el horizonte, pero cercanos al cero, especialmente el modelo con el agregado IPC como componente principal, que tiene el sesgo mínimo para todos los horizontes mostrados. El modelo estático de referencia presenta un sesgo negativo y bastante por encima del 0,93 por ciento en valor absoluto a partir de los horizontes mayores a 3 meses. Para el caso del modelo con el agregado IPC, la comparación por nivel de desagregación en el **Gráfico 4** favorece la D (14 rubros), la E (17 rubros), y la G (9 rubros) como los

⁵ La selección de rezagos y variables con criterios de información se realizó en el proceso de estimación, con datos en variaciones mensuales. Sin embargo, la evaluación *ex post* que sigue busca cuantificar *la precisión de la secuencia completa de h variaciones porcentuales mensuales*. Las unidades más apropiadas para ello corresponden a las variaciones porcentuales 12 meses y las comparaciones resultantes en términos de la precisión para diferentes h pueden diferir sobremanera respecto a las comparaciones con errores de predicción en variaciones porcentuales mensuales (ver Anexo E). Para una exposición reciente sobre las discrepancias al usar el MSFE(h) con diferentes transformaciones, ver Clements & Hendry(1998), capítulo 3.

modelos con sesgo muy cercano a cero. Ambos modelos propuestos tienen un sesgo muy cercano a cero para estas dos últimas desagregaciones (E y G) para todos los horizontes mostrados.

El orden de mérito de los modelos no se modifica si se utiliza un máximo de 24 últimos errores de predicción. Un periodo de evaluación más largo con todas las proyecciones disponibles (24 meses) brinda una visión más completa, al menos para horizontes de hasta 18 meses adelante. Con más errores *ex post* en el **Gráfico 5**, los modelos con el agregado IPC como componente principal resultan ser los más precisos para todos los horizontes de corto plazo (de 1 a 12 meses adelante), siendo desplazados por los modelos estáticos de referencia para horizontes mayores. Respecto a las desagregaciones específicas (columna derecha), todas las desagregaciones son bastante precisas para el modelo con el agregado IPC como componente principal para los horizontes de 1 a 13 meses adelante, especialmente la D (14 rubros) y la G (9 rubros), con la clara excepción de la A (2 rubros). El **Gráfico 6** muestra claramente que los modelos estáticos de referencia resultan los más precisos para los horizontes más largos (entre 14 y 18 meses adelante) y para las desagregaciones A, B, D, F y G. En términos del Bias(h), el **Gráfico 7** muestra que los dos modelos propuestos tienen sesgos positivos y crecientes a una tasa elevada entre los horizontes de 1 a 12 meses adelante, la cual se reduce en horizontes mayores. Sin embargo, el modelo con el agregado IPC como componente principal tiene el sesgo mínimo para todos los horizontes mostrados. Por su parte, el modelo estático de referencia presenta un sesgo negativo y creciente para los horizontes de 1 a 12 meses adelante, para luego decrecer. Comparando el sesgo por nivel de desagregación, el **Gráfico 8** muestra que el sesgo positivo en el modelo con el agregado IPC es menor para todas las desagregaciones, excepto la E (17 rubros) y la G (9 rubros).

Para el caso del IPM, el **Gráfico 1B** compara los tres modelos en términos del RMSFE(h) sobre la base de un máximo de 12 errores de predicción, los más recientes. En términos de los promedios, máximos y mínimos (columna izquierda), el modelo estático de referencia resulta ser el más preciso de los tres (especialmente la desagregación A (2 rubros), aunque tanto el modelo con el mejor componente y como el modelo con el agregado IPM resultan adecuados respecto a la referencia de 2,10 por ciento para horizontes de 1 a 5 meses adelante (aunque sin gran diferencia entre ambos). El **Gráfico 2B** permite comparar los MSFE(h) de los tres modelos para cada nivel de desagregación. Para todos los horizontes mostrados, el modelo con el mejor componente resulta el más preciso de los dos modelos propuestos para las desagregaciones A (2 rubros), B (3 rubros), C (4 rubros) y E (4 rubros) mientras que el modelo con el agregado IPM es el más preciso para las desagregaciones F (3 rubros) y G (5 rubros), aunque no presentan competencia para la precisión del modelo de referencia.

El **Gráfico 3B** compara los modelos en términos del Bias(h). El sistema estático de referencia no sólo tiene los menores RMSFE(h) para todos los horizontes sino que también presenta los menores sesgos, muy cercanos a cero para todos los horizontes presentados. Esto contrasta con el sesgo ambivalente de los modelos con el mejor componente y, con los modelos con el agregado IPM, que presentan sesgos positivos para los horizontes de 1 a 3 meses adelante, y negativos posteriormente. La comparación del Bias(h) por nivel de desagregación en el **Gráfico 4B** resulta variada, donde los tres modelos pueden tener sesgos muy cercanos a cero según la desagregación.

Si se utiliza un máximo de 24 errores de predicción, estos resultados se refuerzan a favor del modelo estático de referencia para todos los horizontes, siendo el único grupo de modelos que nunca supera el valor de referencia de 2,10 por ciento (Gráfico 5B). El uso de más errores *ex post* además de los recientes 12 observados minimiza la utilidad de los dos modelos propuestos para todos los horizontes mayores a un mes adelante para el caso del IPM (ver Gráfico 6B). Para este caso del IPM, se aprecia que el sesgo explica gran parte de la precisión de los tres modelos según el RMSFE(h). La poca precisión de los dos modelos propuestos se explica por el sesgo para todos los horizontes mostrados, mientras que la aceptable precisión del modelo estático de referencia también resulta explicado por el sesgo, aunque éste esté “cerca” de cero – inicialmente positivo hasta el horizonte de 13 meses adelante, para luego ser positivo - (Gráfico 7B), lo que se observa en todos los niveles de desagregación mencionados (Gráfico 8B). Finalmente, **para el caso del PBI**, el **Gráfico 1C** compara los tres modelos en términos del RMSFE(h) sobre la base de los 12 errores de predicción más recientes. En términos de los promedios, máximos y mínimos (columna izquierda), puede afirmarse que ninguno de los tres modelos presentan ventajas en la precisión si se considera el valor de referencia de 1,74 por ciento para el PBI, aunque la precisión del modelo estático de referencia resulta la más cercana a dicho valor de referencia. Nuevamente, el “segundo mejor” no puede determinarse directamente, pues los dos modelos propuestos se comportan balanceadamente con algunas diferencias según el horizonte y el nivel de desagregación. Así, respecto a las desagregaciones específicas (columna derecha), la D (8 rubros) y la G (9 rubros) del modelo estático de referencia resultan las mejores para los primeros 4 meses adelante. En este caso, el **Gráfico 2C** permite seleccionar tanto la agregación más conveniente como qué modelo propuesto resulta relativamente mejor, confirmando que, sobre la base del horizonte de los primeros 6 meses, estas desagregaciones resultan las mejores.

El **Gráfico 3C** compara los modelos en términos del Bias(h) para el caso del PBI. Todos los modelos presentan un sesgo positivo y creciente. Sin embargo, y consistentemente con la evolución del RMSFE(h) del Gráfico 1C, el modelo estático de referencia tiene un menor Bias(h) para todos los horizontes presentados debido a que su punto de partida es el menor (cero) y crece a una tasa menor que los otros dos

modelos. Esto indica que el sesgo es un componente importante del MSFE(h). Por otra parte, la columna derecha indica que las mejores desagregaciones para el modelo estático de referencia corresponden a la A (2 rubros), la D (8 rubros) y la G (9 rubros), resultados igualmente consistentes con los del Gráfico 1C. Al comparar el sesgo por niveles de desagregación en el **Gráfico 4C**, los dos modelos propuestos tienen sesgos muy similares entre sí y bastante mayores que los del modelo estático de referencia. Sorprendentemente, todos estos patrones se refuerzan en los resultados para la muestra completa de 24 errores de predicción (**Gráficos 5C, 6C, 7C y 8C**).

4. Conclusiones

Conicionados a los niveles de desagregación utilizados, los resultados de este ejercicio de predicción de corto plazo implican que el sistema de proyección desagregada usando el agregado como componente principal predice adecuadamente el agregado IPC y el IPM (sólo para horizontes menores a 6 meses adelante para este último caso) y que sistema de proyección de referencia predice adecuadamente el agregado IPM y marginalmente el agregado PBI. En el caso particular del agregado PBI, en el que ninguno de los tres sistemas lo predice adecuadamente (si consideramos su valor de referencia), la ventaja del sistema de proyección de referencia (*dummies* estacionales) refleja la ausencia de un componente de baja frecuencia. Esta ausencia sería consistente con la evidencia disponible en el dominio de la frecuencia (no presentada) en el sentido de que son los choques en la frecuencia estacional los que predominan sobre cualquier tendencia de largo plazo⁶.

Otra explicación para la reducida predictibilidad del agregado PBI consiste en aceptar que determinados sub-agregados correspondientes a los niveles de desagregación utilizados sólo pueden ser predichos con bastante dificultad con el conjunto restringido de información macroeconómica utilizado. El camino a seguir sería **incluir información macro y micro-económica complementaria a la limitada información desagregada utilizada**, confirmando la utilidad de usar sistemas de proyección que resuman gran cantidad de información, sea mediante la combinación de proyecciones (p.ej., Barrera (1999) y Winkelried (2003)) o mediante componentes principales (p.ej., Forni, Hallin, Lippi & Reichlin (2000) y Forni & Reichlin (1998a, 1998b)).

Otra conclusión importante obtenida de los resultados para la muestra completa de 24 errores de predicción es la relativa importancia del sesgo como complemento de la

⁶ Manteniendo las restricciones al conjunto de información y dada la simpleza del sistema de referencia, es posible que se pueda obtener mejores resultados usando otro sistema de modelos que incluya características de ambos modelos propuestos con las del modelo de referencia (añadir *dummies* estacionales a los modelos propuestos).

desviación estándar al interior del error mínimo cuadrático, RMSFE(h), para los tres agregados bajo análisis (en particular para el agregado IPM y especialmente para el agregado PBI). Ello contrasta con los resultados de las pruebas de estabilidad en predicción de los modelos utilizados (no presentados), los que utilizan estimados del RMSFE(h) para diferentes horizontes, incluso incluyendo la incertidumbre de los parámetros estimados (ver Lutkepohl(1991)). En ausencia del problema detrás del uso de un conjunto de información restringido, que se hace bastante evidente en el caso del agregado PBI, esto podría reflejar que la especificación de los modelos con parámetros fijos dista de ser la correcta. Los resultados con modelos dinámicos con parámetros cambiantes descartan esta posibilidad, favoreciendo la dirección mencionada a favor de conjuntos de información más amplios⁷.

La línea de investigación a seguir es ampliar el conjunto de información combinando los componentes del IPC, IPM y PBI usando el mismo tipo de modelos lineales parsimoniosos (*SparseVAR*) que generen proyecciones de los agregados por pares (p.ej., IPC y PBI) y hasta de los tres agregados simultáneamente, así como añadir *dummies* estacionales a los modelos propuestos. Se espera utilizar mayores niveles de desagregación para los casos del IPM y del PBI siempre que se logre minimizar los costos computacionales (tiempo y uso) a niveles razonables, para mejorar estos resultados. Asimismo, una línea de investigación complementaria es el seguimiento de la capacidad de los modelos para predecir cada componente del agregado y/o **agregados intermedios**, en particular, aquellos que son de utilidad para un esquema de metas explícitas de inflación, como medidas de *core inflation* para el IPC o *core growth* para el PBI. Una **evaluación ex post desagregada** puede indicar (o confirmar) qué componentes requieren información adicional para minimizar la volatilidad condicional del agregado o simplemente elaborar uno intermedio. Ello puede resultar en una solución para el caso del PBI, donde un agregado *core*, especialmente sin los componentes agrícola y pesca, puede ser mucho más informativo para los demás sectores. Finalmente, luego de una identificación estructural de la matriz de covarianzas contemporáneas, es posible obtener densidades multivariadas empíricas de los choques más importantes que afectan el agregado o uno intermedio, favoreciendo el diseño de gráficos que muestren la incertidumbre en la proyección de la inflación (*fan charts*.)

⁷ Este ejercicio simplificado de proyección consideró modelos análogos a los descritos en la sección II, con la particularidad de que los parámetros varían en el tiempo. Las principales modificaciones son: (i) la selección *top-down* considera como parámetros las varianzas de los parámetros cambiantes en el tiempo y (ii) el método de estimación el de máxima verosimilitud. Esta generalización de los modelos descritos es extremadamente restrictiva en términos del tiempo de máquina, por lo que sólo se consideró modelos análogos al sistema B descrito en la sección II (modelos con el agregado como componente principal observado), estimados para el agregado IPC y para el agregado IPM. Ver los **Gráficos 1, 2, 3, 4, 1B, 2B, 3B y 4B** y el Anexo F.

Bibliografía

- Barrera, Carlos (1999) “Un sistema de proyección de corto plazo de variables macroeconómicas en el Perú: Ponderación de Proyecciones con ponderaciones variables”. *Mimeo*. Banco Central de Reserva del Perú.
- Clements, Michael & Hendry, David (1998) “Forecasting Economic Time Series”, Cambridge University Press.
- Diebold, Francis & Kilian, Lutz (1997) “Measuring Predictability: Theory and Macroeconomic Applications”, *NBER Technical Working Paper* 213.
- Forni, Mario; Hallin, Marc; Lippi, Marco & Reichlin, Lucrezia (2000) “The Generalized Dynamic Factor Model: Identification and Estimation”, *Review of Economics and Statistics*, Vol. 82, pgs. 540-54.
- Forni, Mario & Reichlin, Lucrezia (1998a) “Dynamic Common Factors in Large Cross-Sections”, *Empirical Economics*, XXI, pg. 27-42.
- Forni, Mario & Reichlin, Lucrezia (1998b) “Let’s Get Real: A Dynamic Factor Analytical Approach to Disaggregated Business Cycles”, *Review of Economic Studies*, Vol. 65, pgs. 453-74.
- Granger, Clive W.J. & Newbold, Paul (1986) “Forecasting Economic Time Series”, Academic Press.
- Kim, Chan-Jin & Nelson, Charles (1999) “State-Space Modelos with Regime Switching”, MIT Press.
- Kitagawa, G. & Gersch, W. (1996) “Smoothness Priors Analysis of Time Series”, *Lecture Notes in Statistics*, Vol. 116, Springer-Verlag.
- Lutkepohl, Helmut (1991) “Introduction to Multiple Time Series Analysis”. Springer-Verlag.
- Pesaran, M. Hashem (1998) “Aggregation of linear dynamic models: an application to life-cycle consumption models under habit formation”, en *Economic Modelling*, Vol. 20, Número 2, pág. 227-435 (marzo 2003).

Robertson, J. & Tallman, E. (1998) “Data Vintage and Measuring Forecast Model Performance”, *Federal Reserve Bank of Atlanta Economic Review*, Cuarto Trimestre.

West, Michael & Harrison, James (1997) “Bayesian Forecasting and Dynamic Linear Models”, Springer-Verlag.

Winkelried, Diego (2003) “Hacia una meta explícita de inflación: anticipando la inflación en el Perú”, *Revista Estudios Económicos N° 11*.

Winkelried, Diego (2004) “Sistema de Proyección Desagregada”. Presentación realizada en junio de 2004 en la Gerencia de Estudios Económicos.

Gráfico 1

COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (12 obs. para h=1)

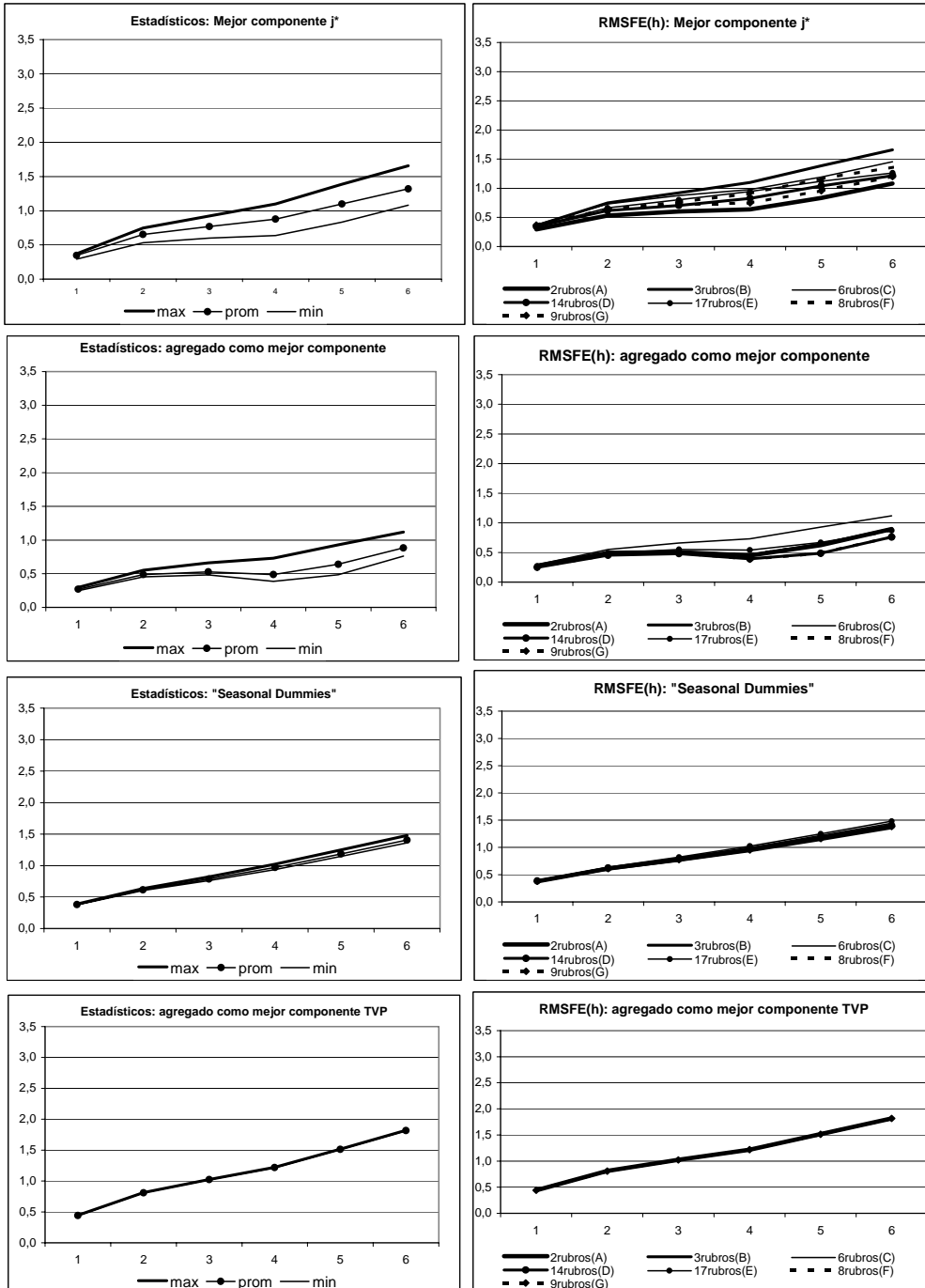


Gráfico 2

COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (12 obs. para h=1)

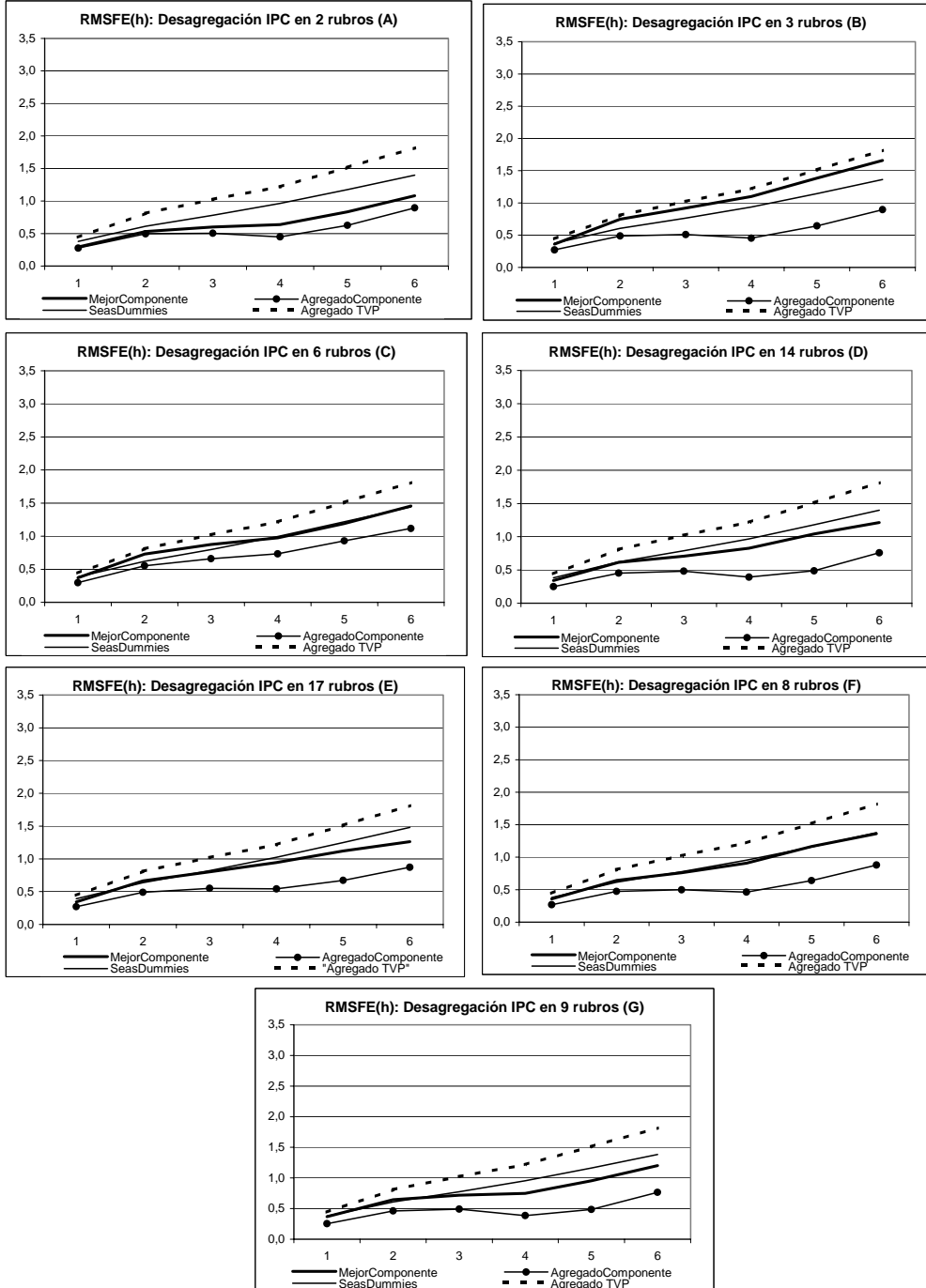


Gráfico 3
COMPARATIVOS BIAS(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (12 obs. para h=1)

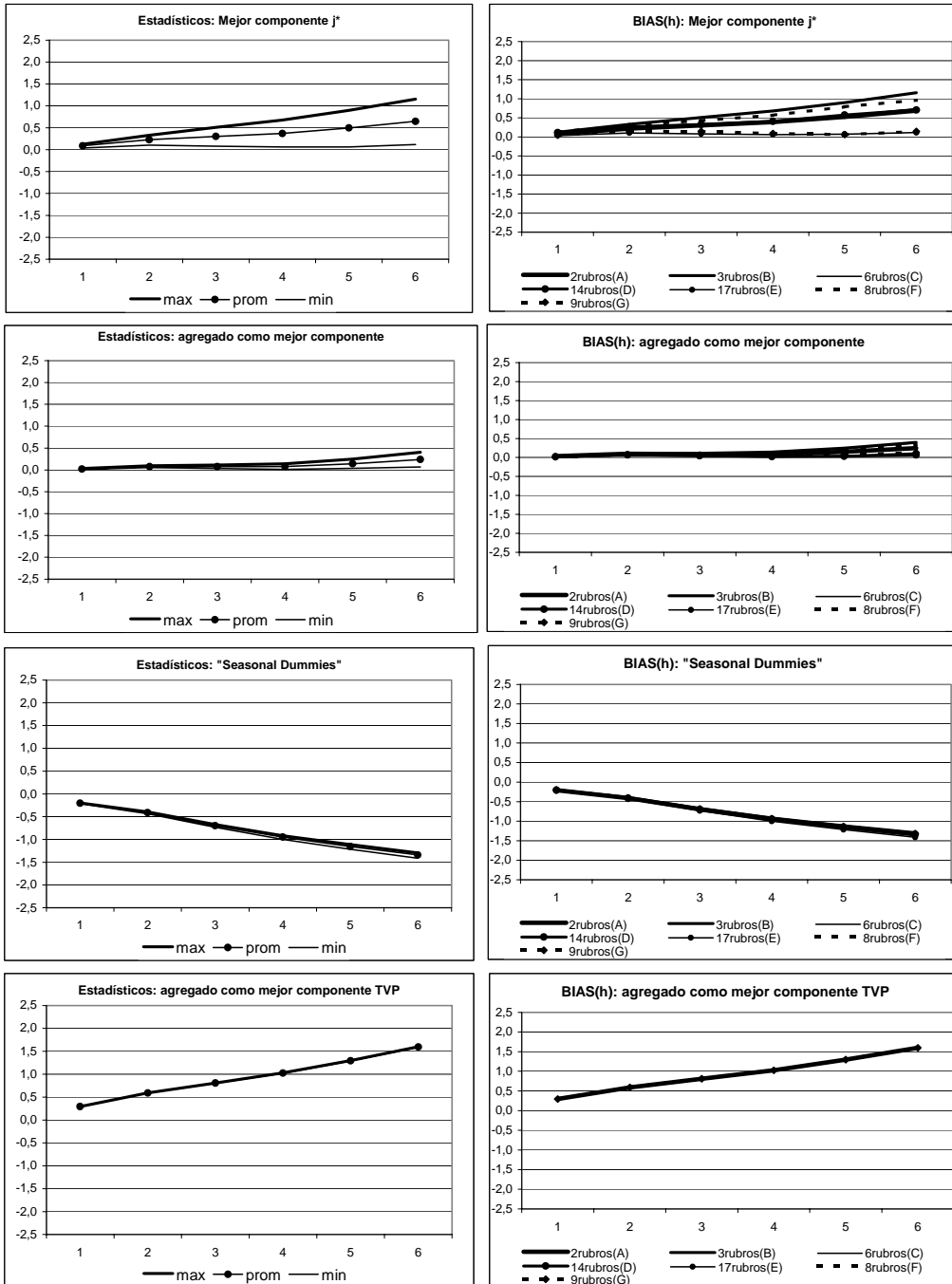


Gráfico 4
COMPARATIVOS BIAS(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (12 obs. para h=1)

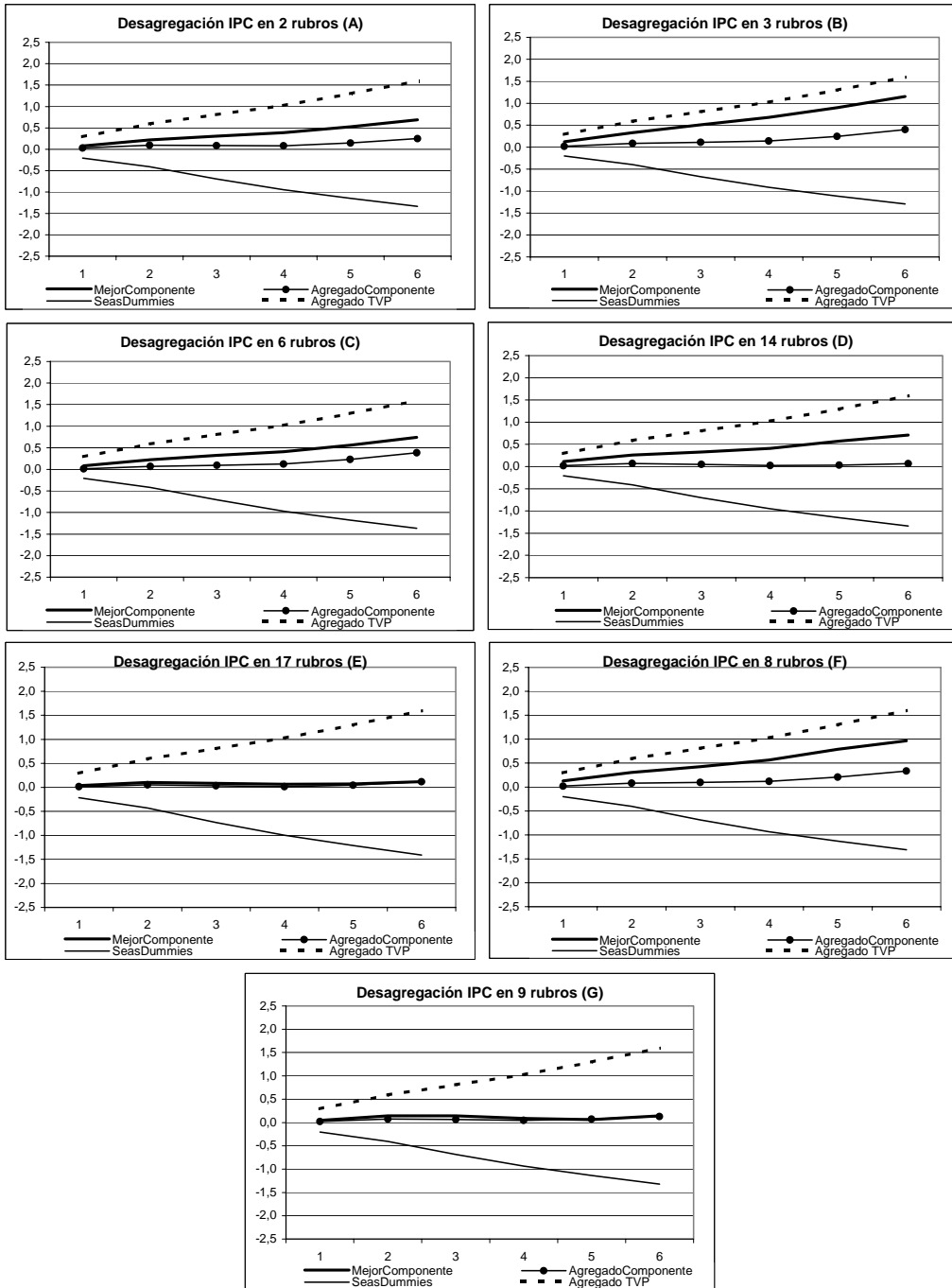


Gráfico 5
COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (24 obs. para h=1)

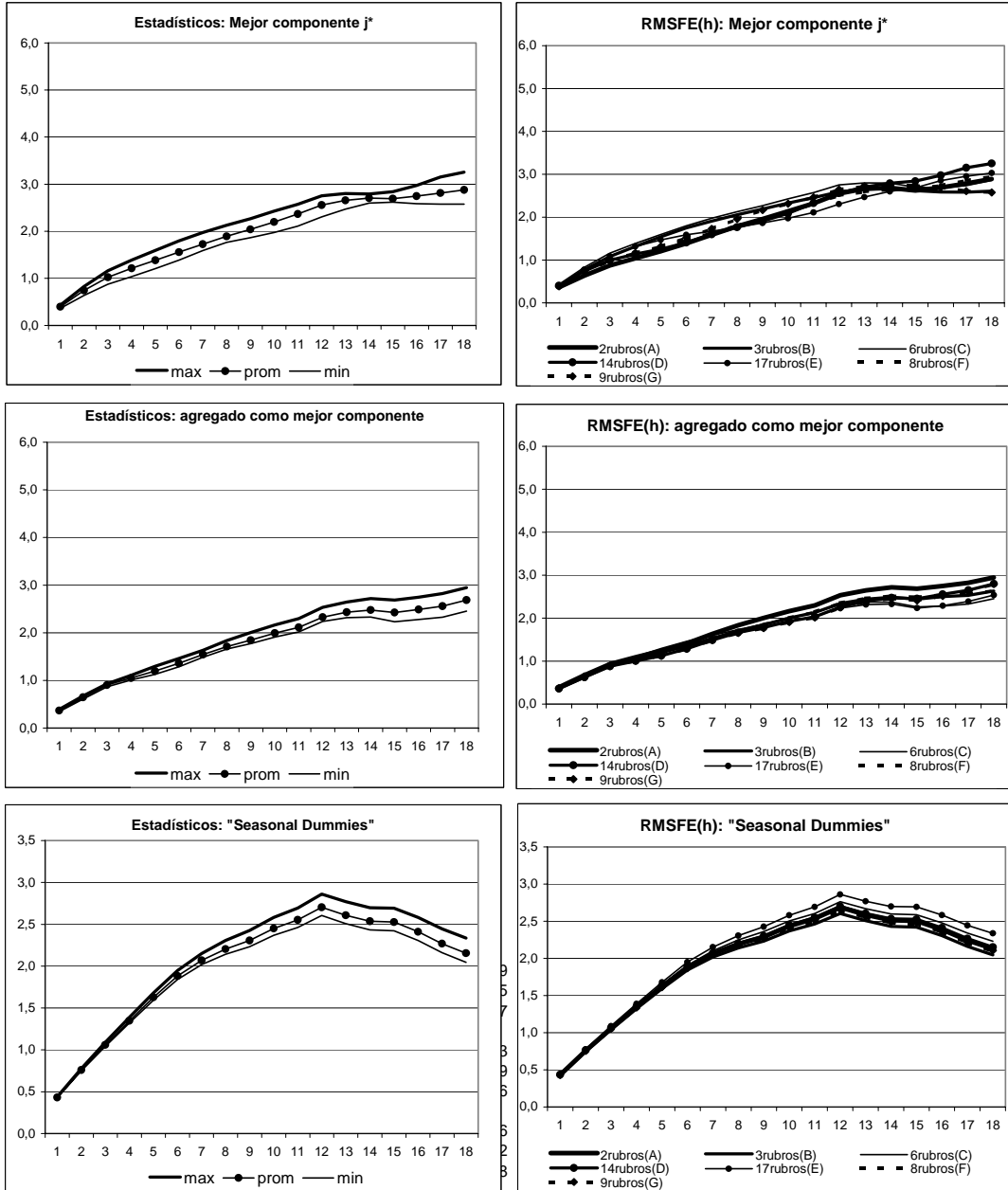


Gráfico 6
COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (24 obs. para h=1)

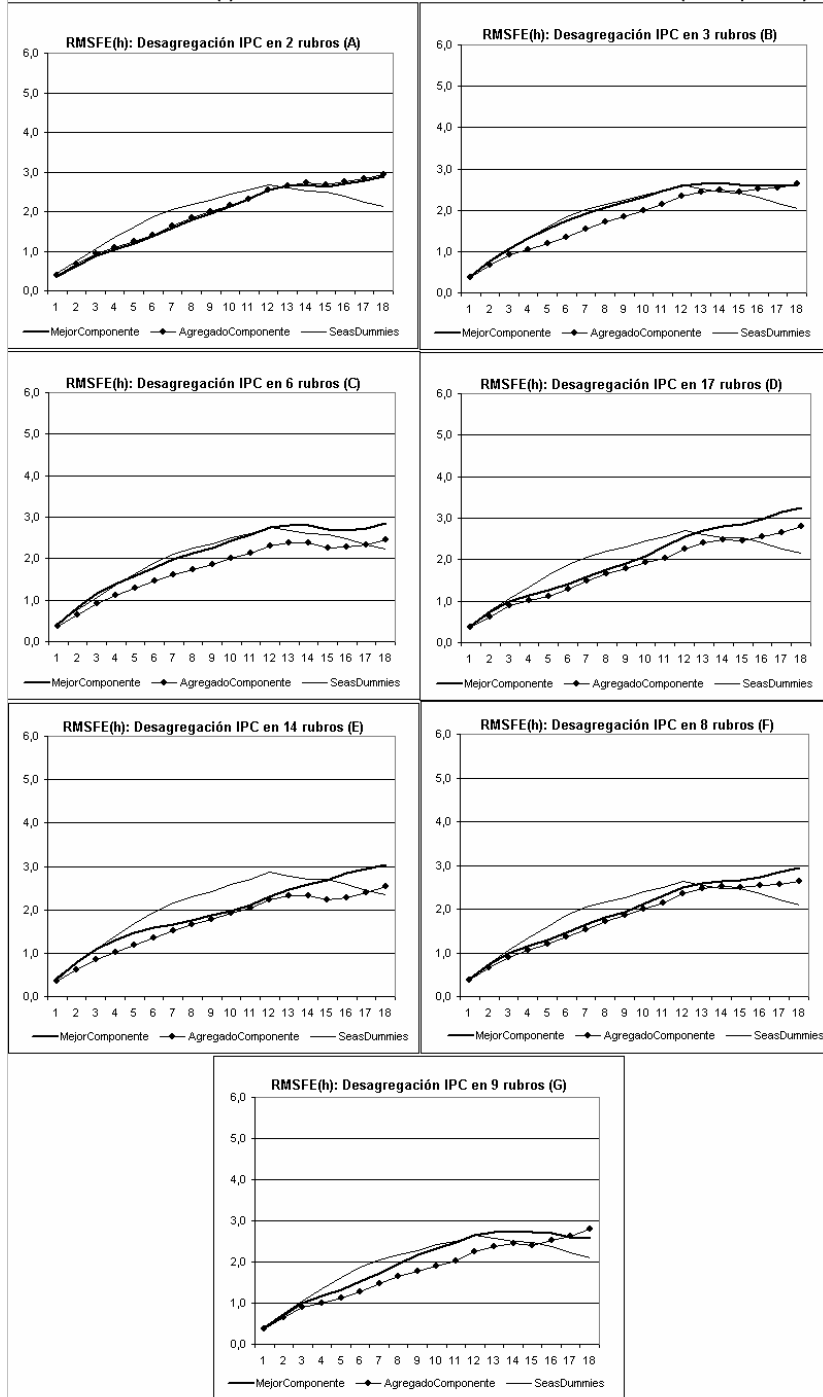
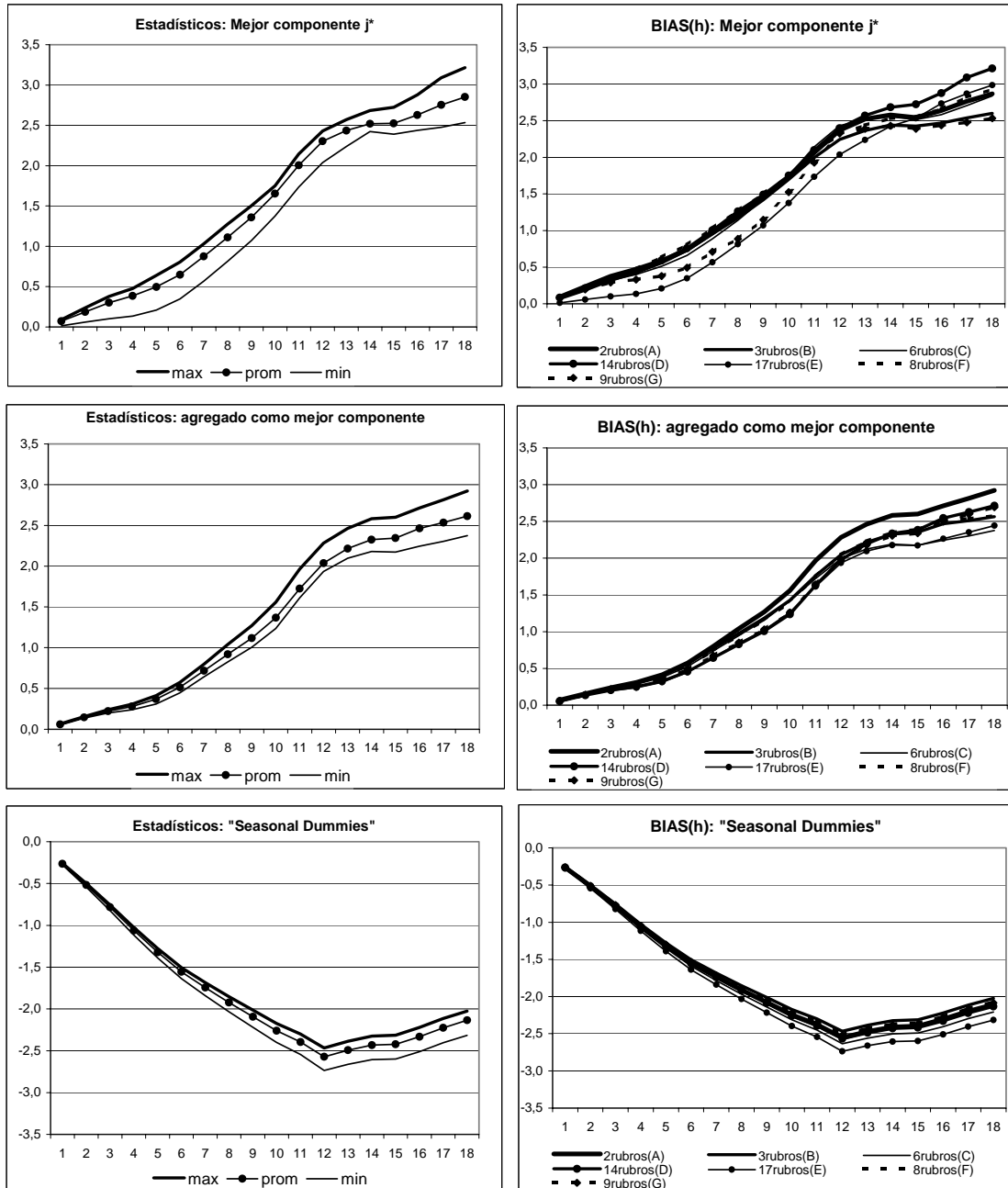


Gráfico 7
COMPARATIVOS BIAS(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (24 obs. para h=1)



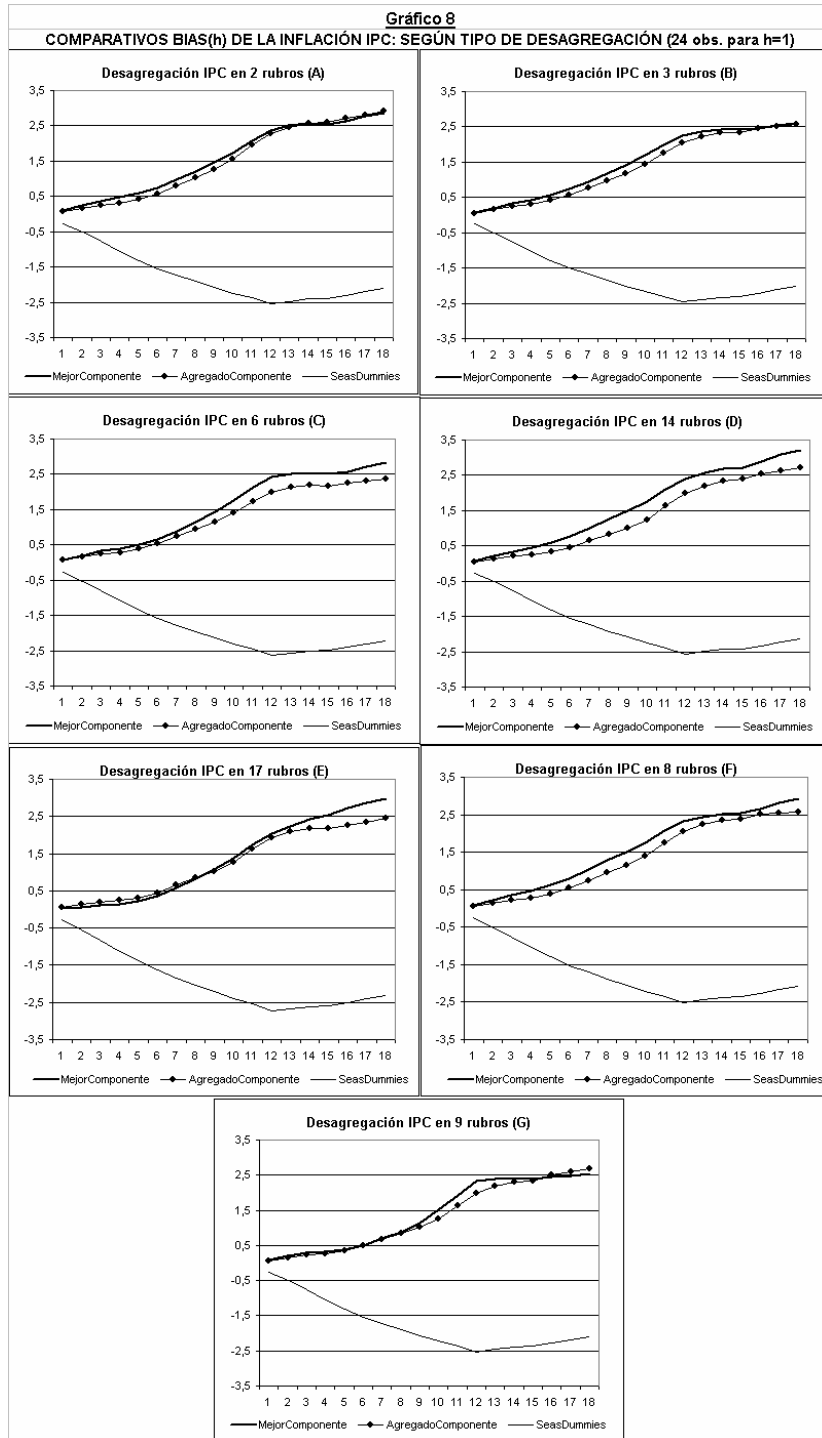


Gráfico 1B
COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (12 obs. para h=1)

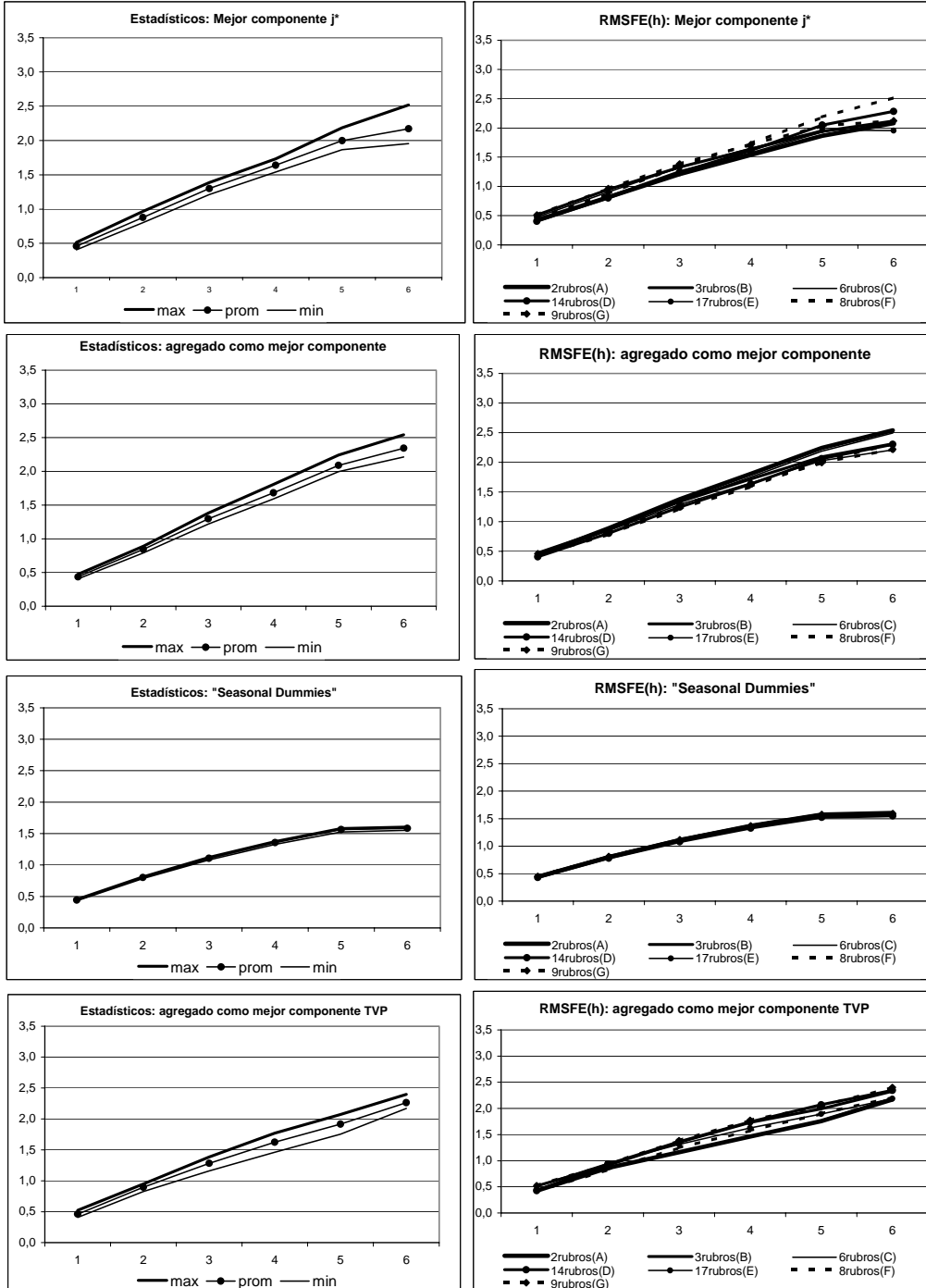


Gráfico 2B

COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (12 obs. para h=1)

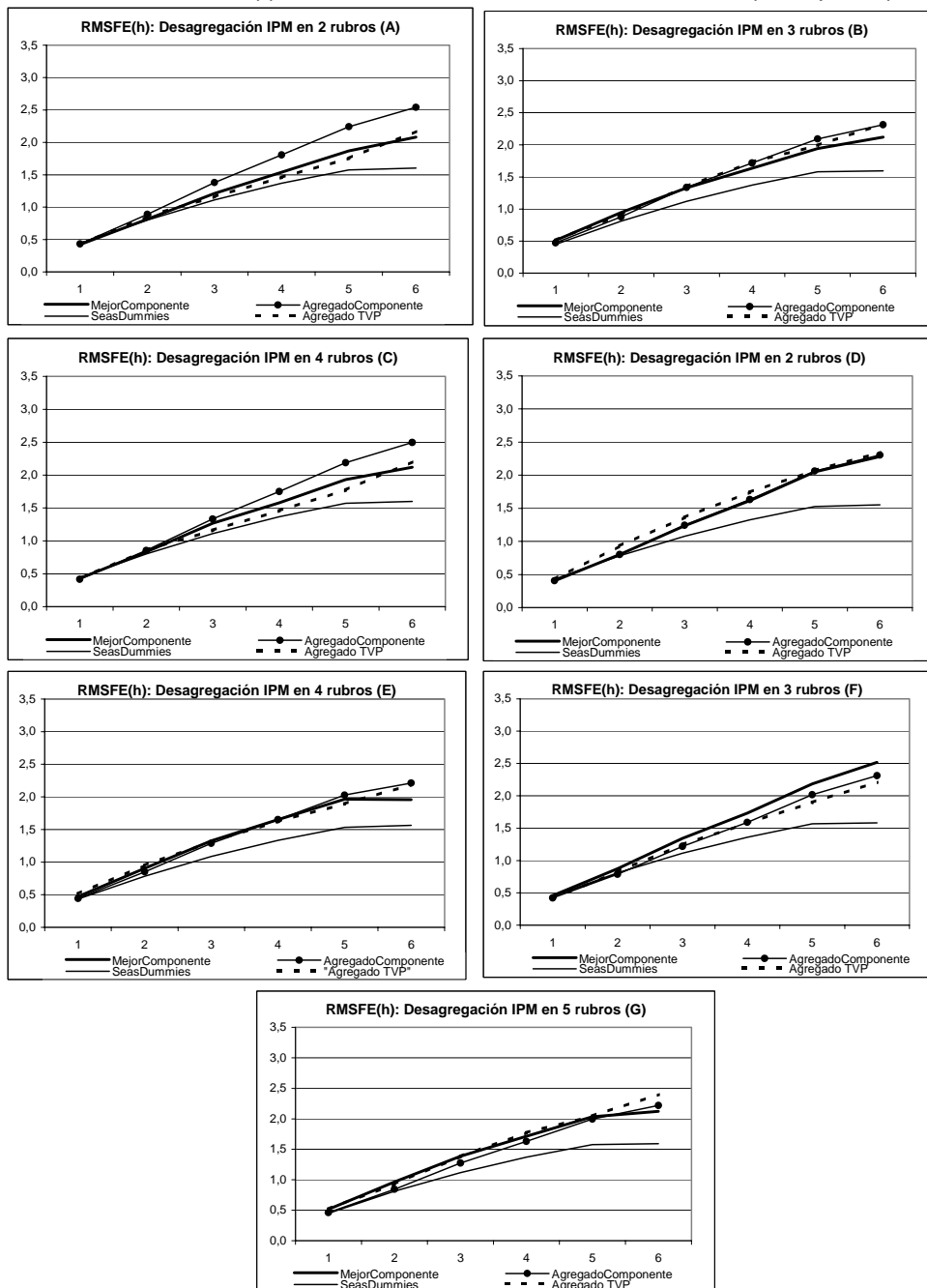


Gráfico 3B

COMPARATIVOS BIAS(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (12 obs. para h=1)

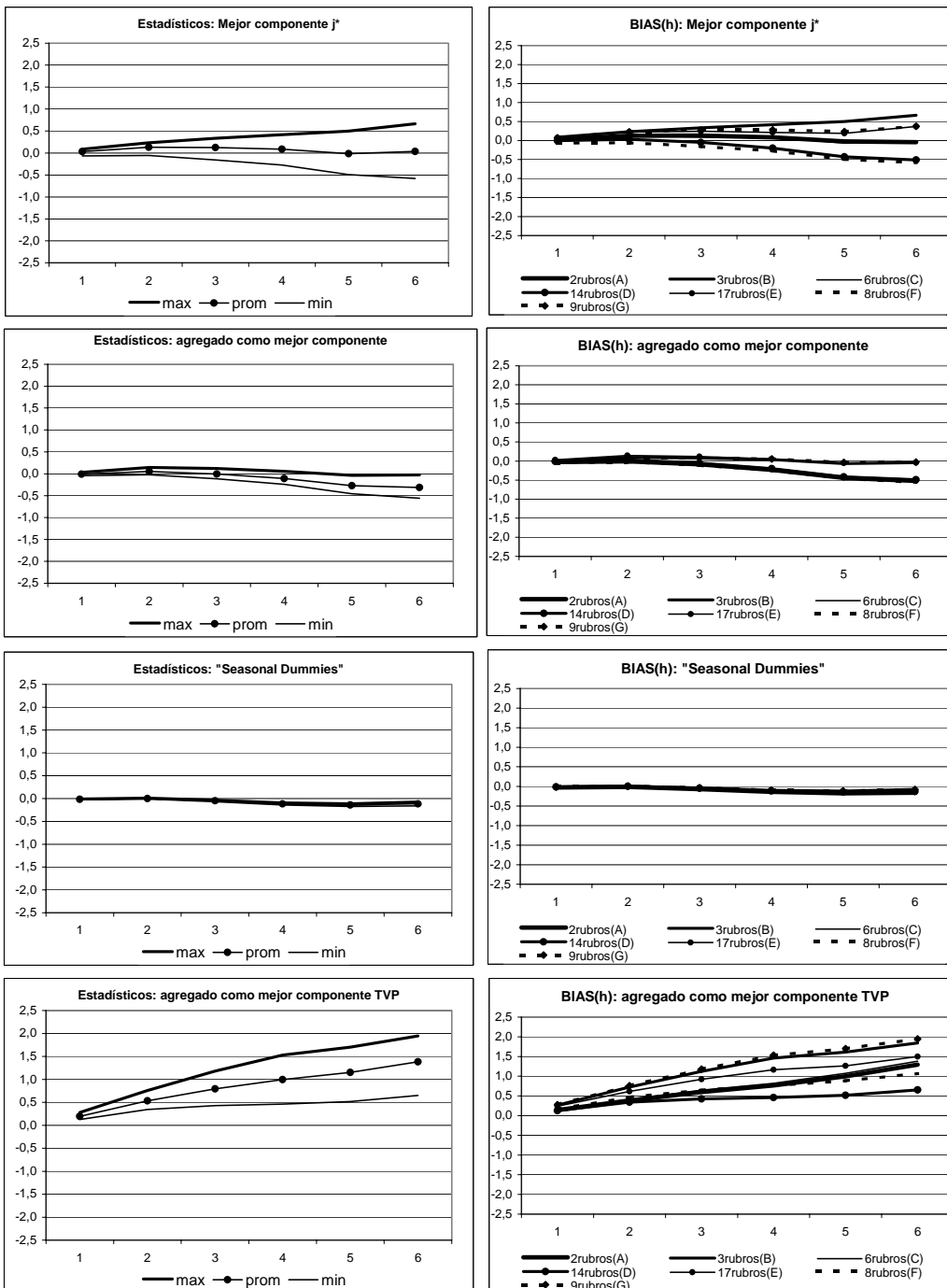


Gráfico 4B

COMPARATIVOS BIAS(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (12 obs. para h=1)

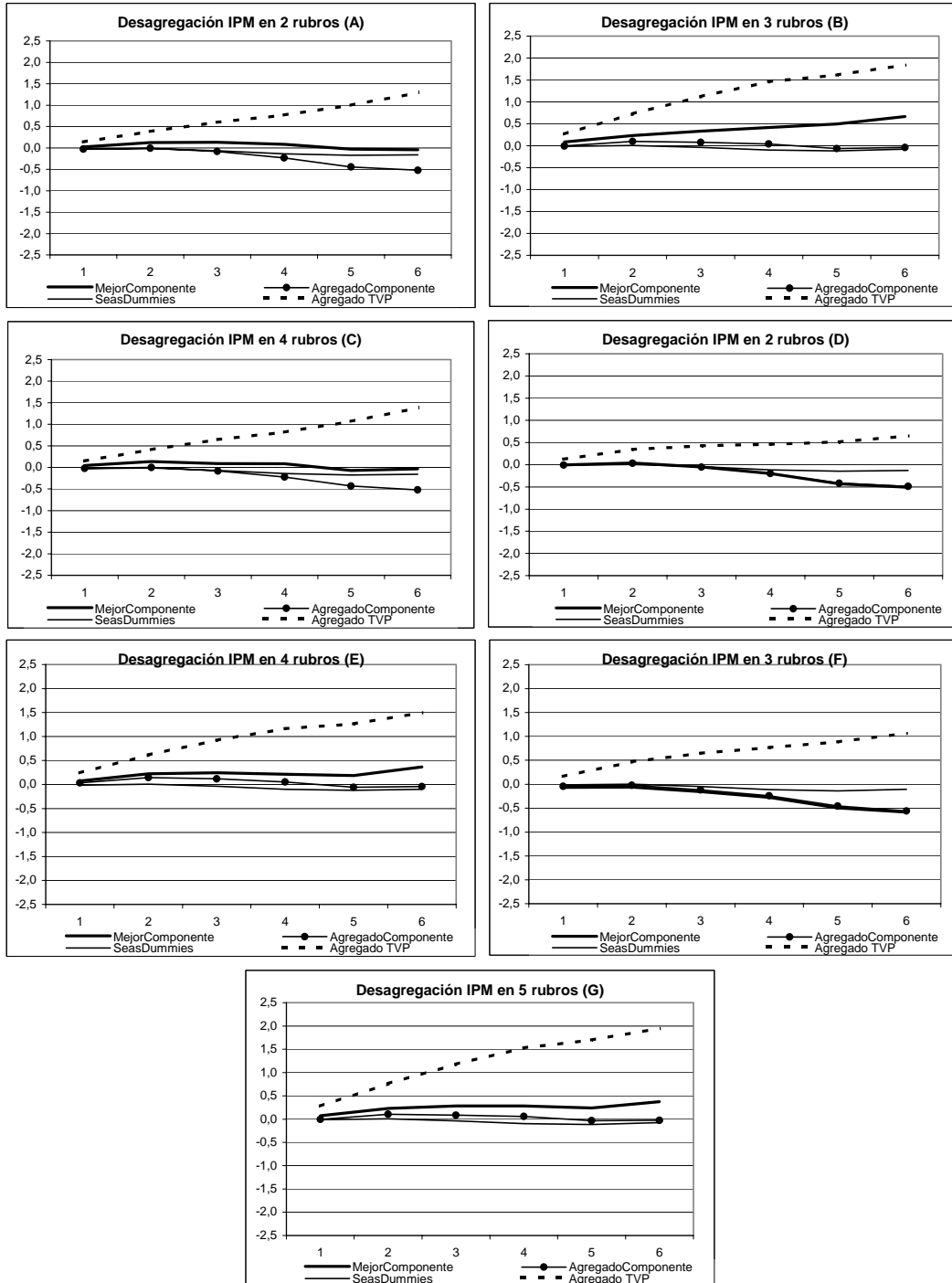
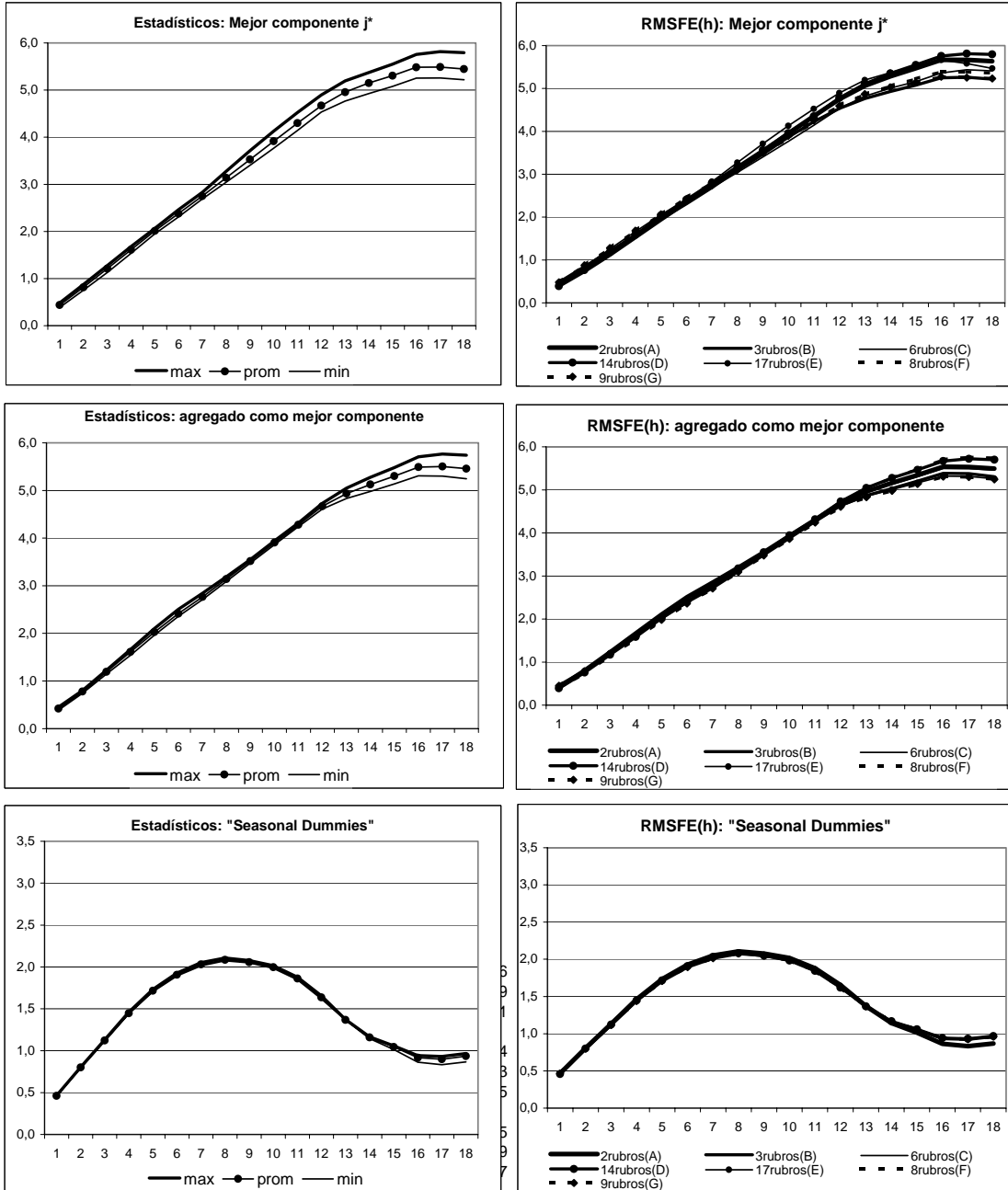


Gráfico 5B

COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (24 obs. para h=1)



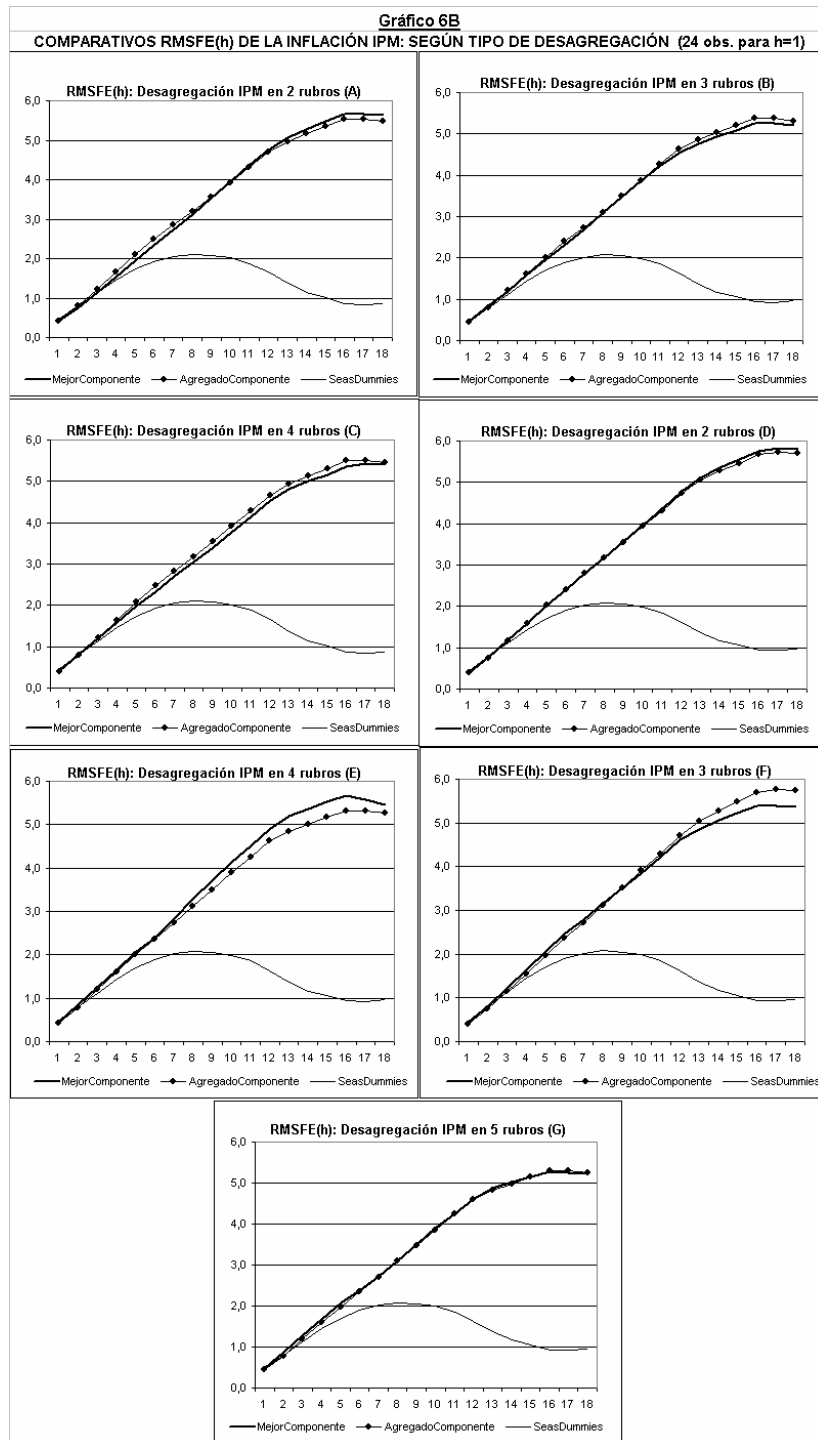


Gráfico 7B

COMPARATIVOS BIAS(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (24 obs. para h=1)

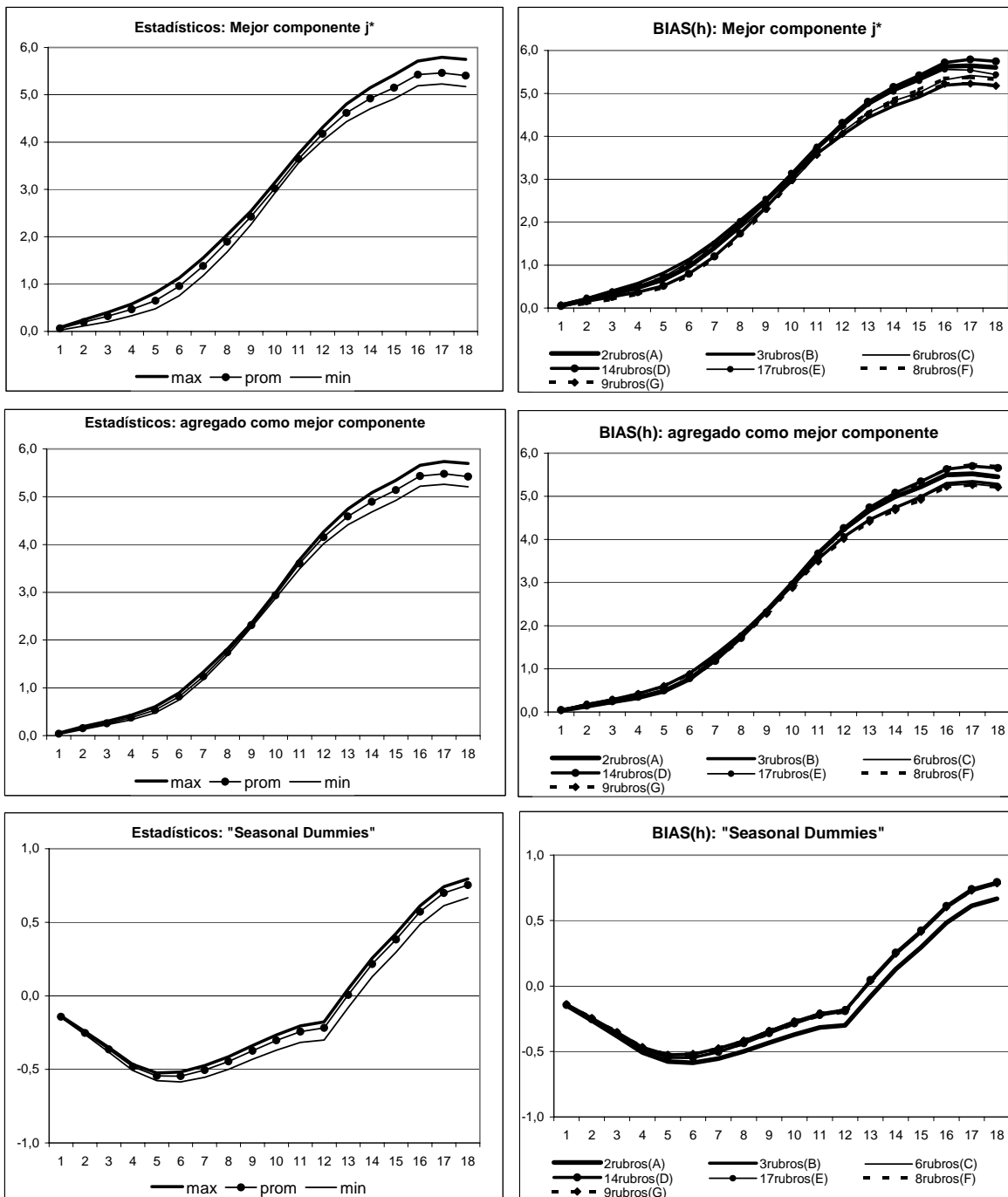


Gráfico 8B
COMPARATIVOS BIAS(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (24 obs. para h=1)

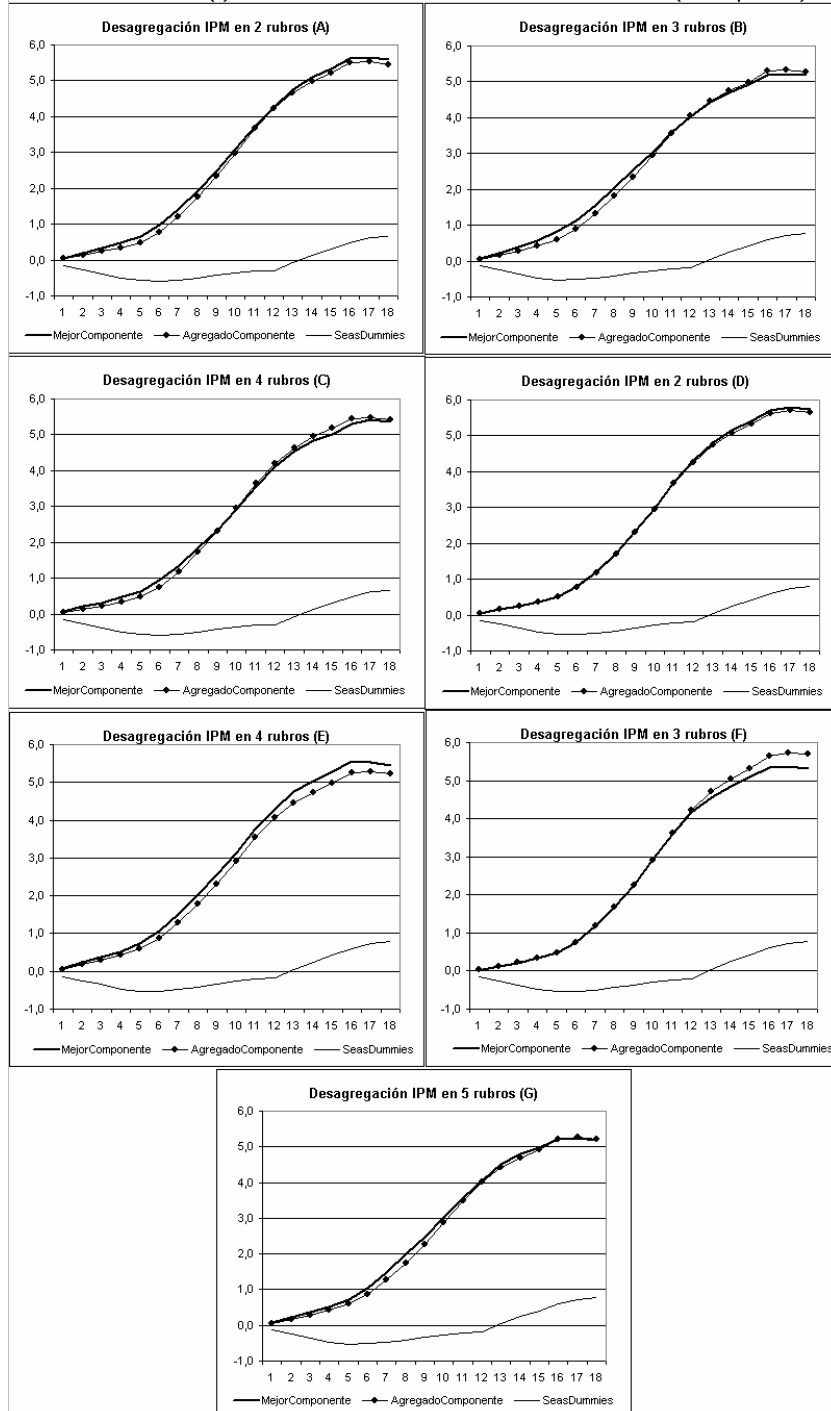


Gráfico 1C

COMPARATIVOS RMSFE(h) DEL CRECIMIENTO PBI: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (12 obs. para h=1)

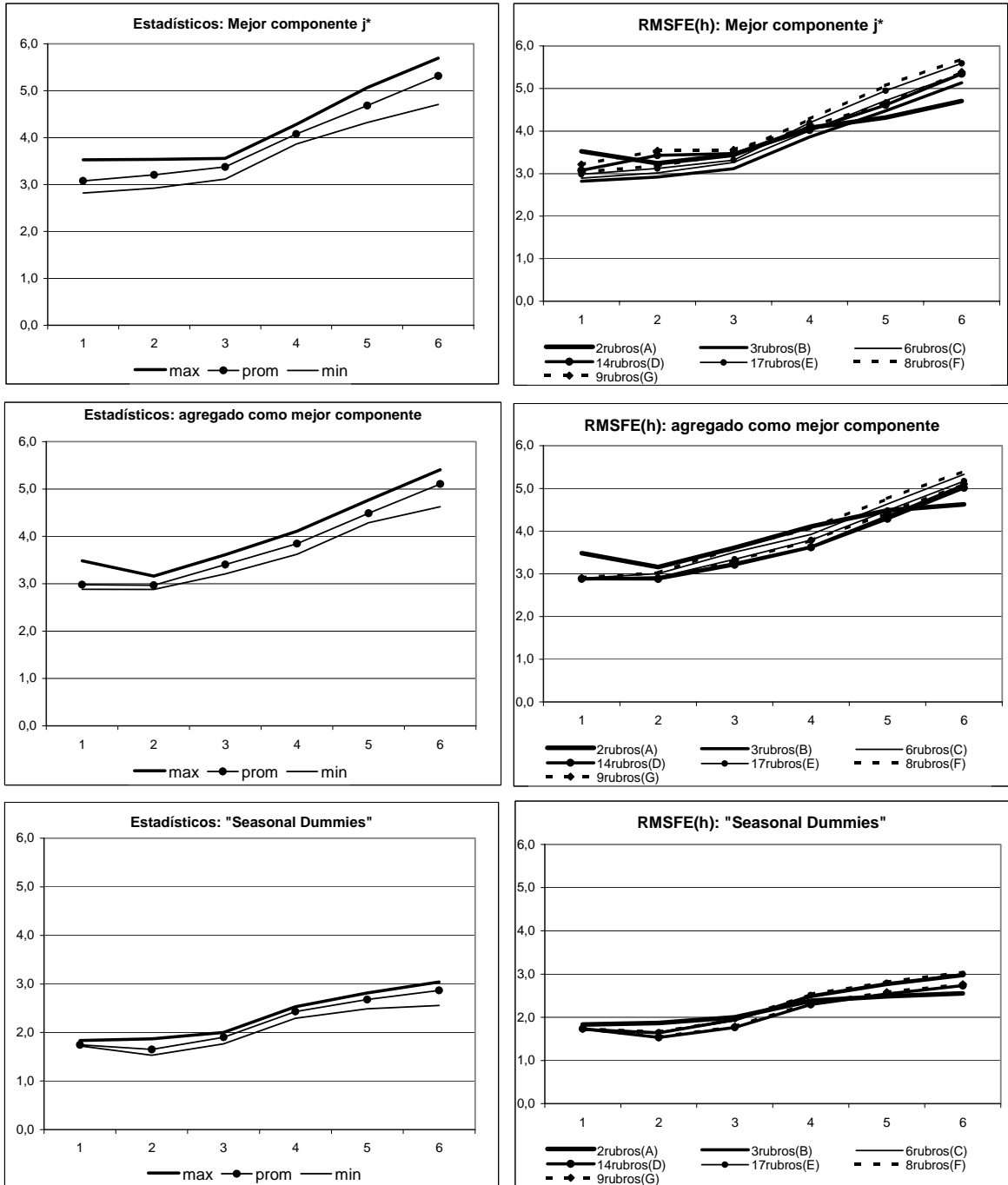


Gráfico 2C
COMPARATIVOS RMSFE(h) DEL CRECIMIENTO PBI: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (12 obs. para h=1)

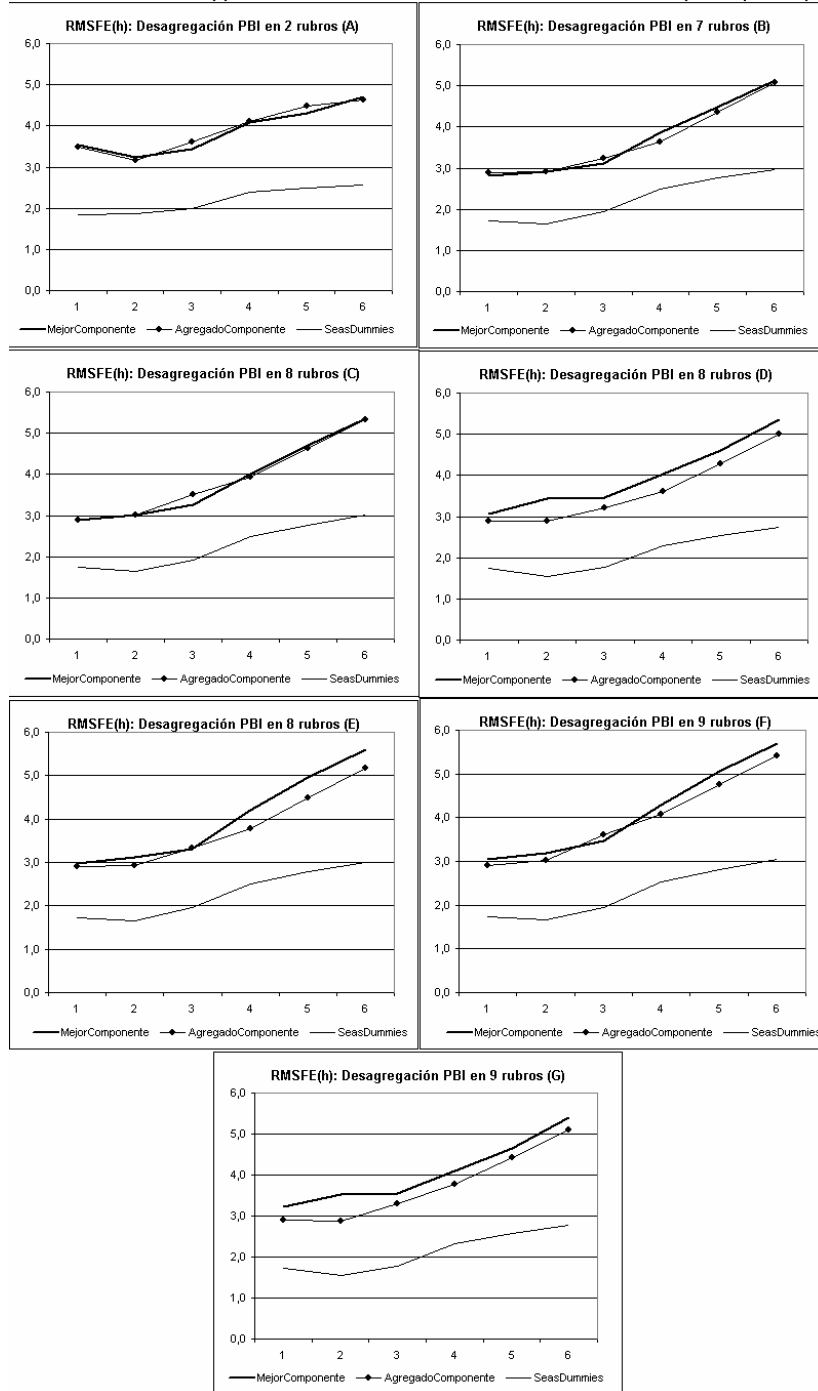
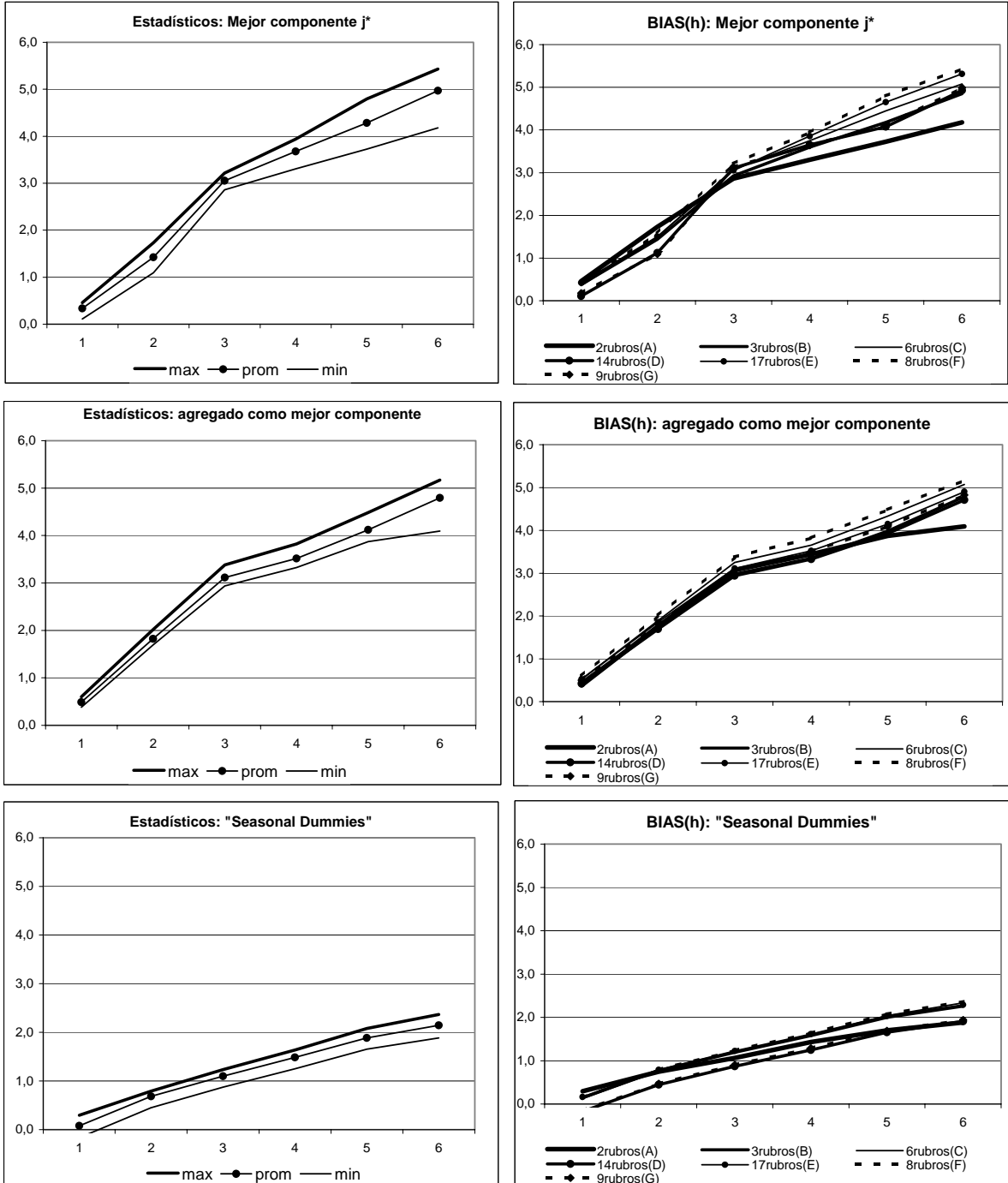


Gráfico 3C

COMPARATIVOS BIAS(h) DEL CRECIMIENTO PBI: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (12 obs. para h=1)



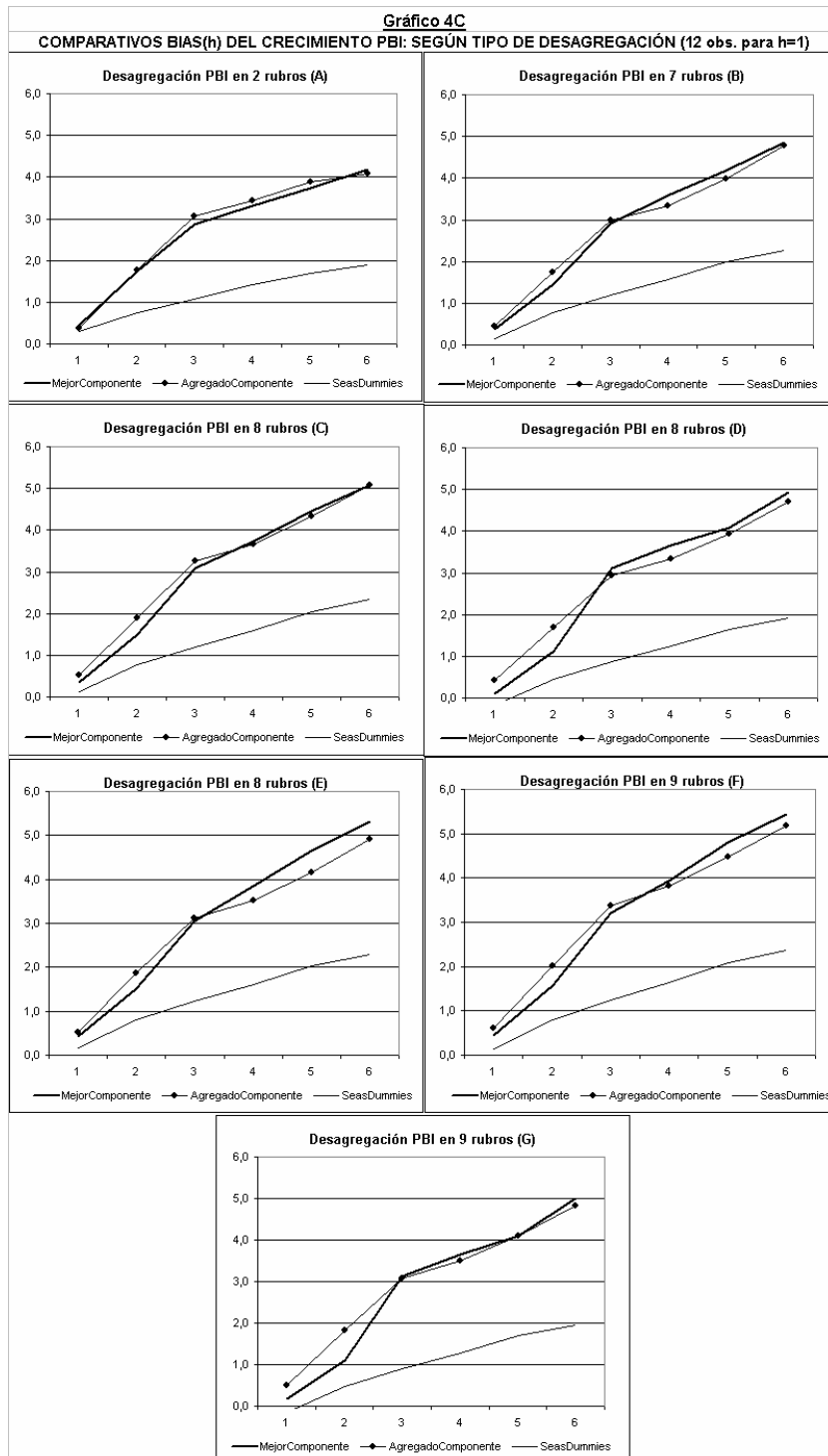


Gráfico 5C

COMPARATIVOS RMSFE(h) DEL CRECIMIENTO PBI: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (24 obs. para h=1)

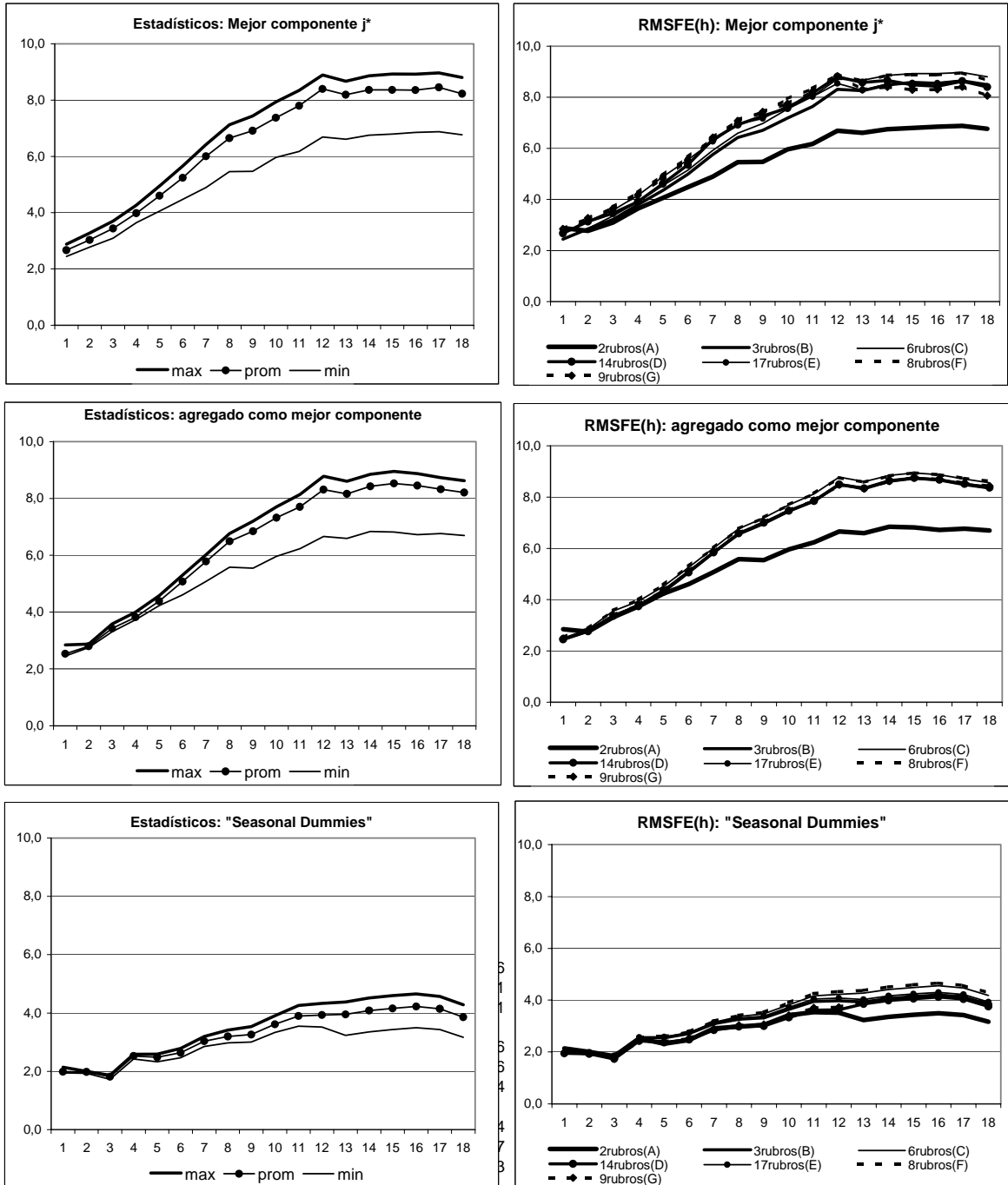


Gráfico 6C
COMPARATIVOS RMSFE(h) DEL CRECIMIENTO PBI: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (24 obs. para h=1)

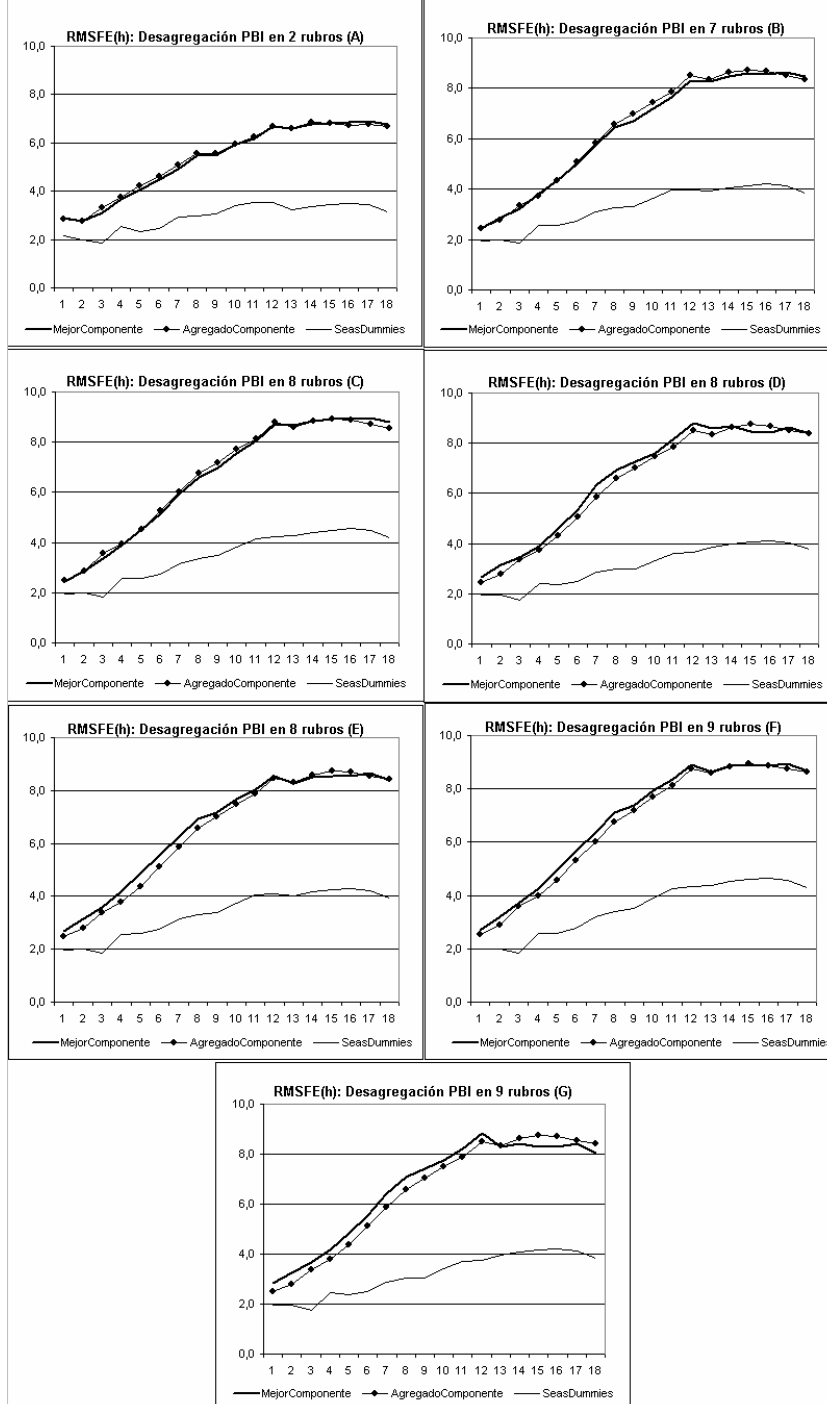
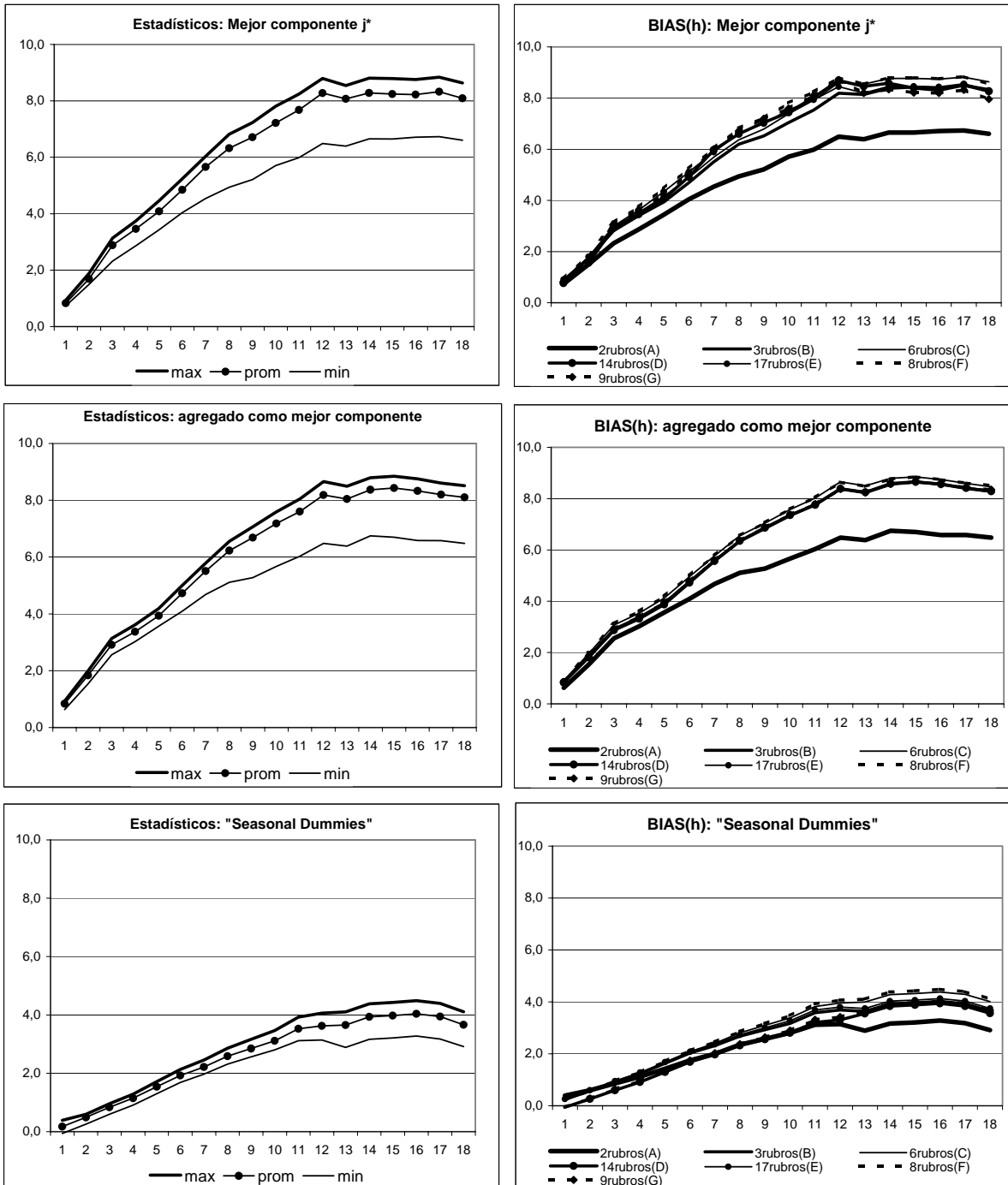
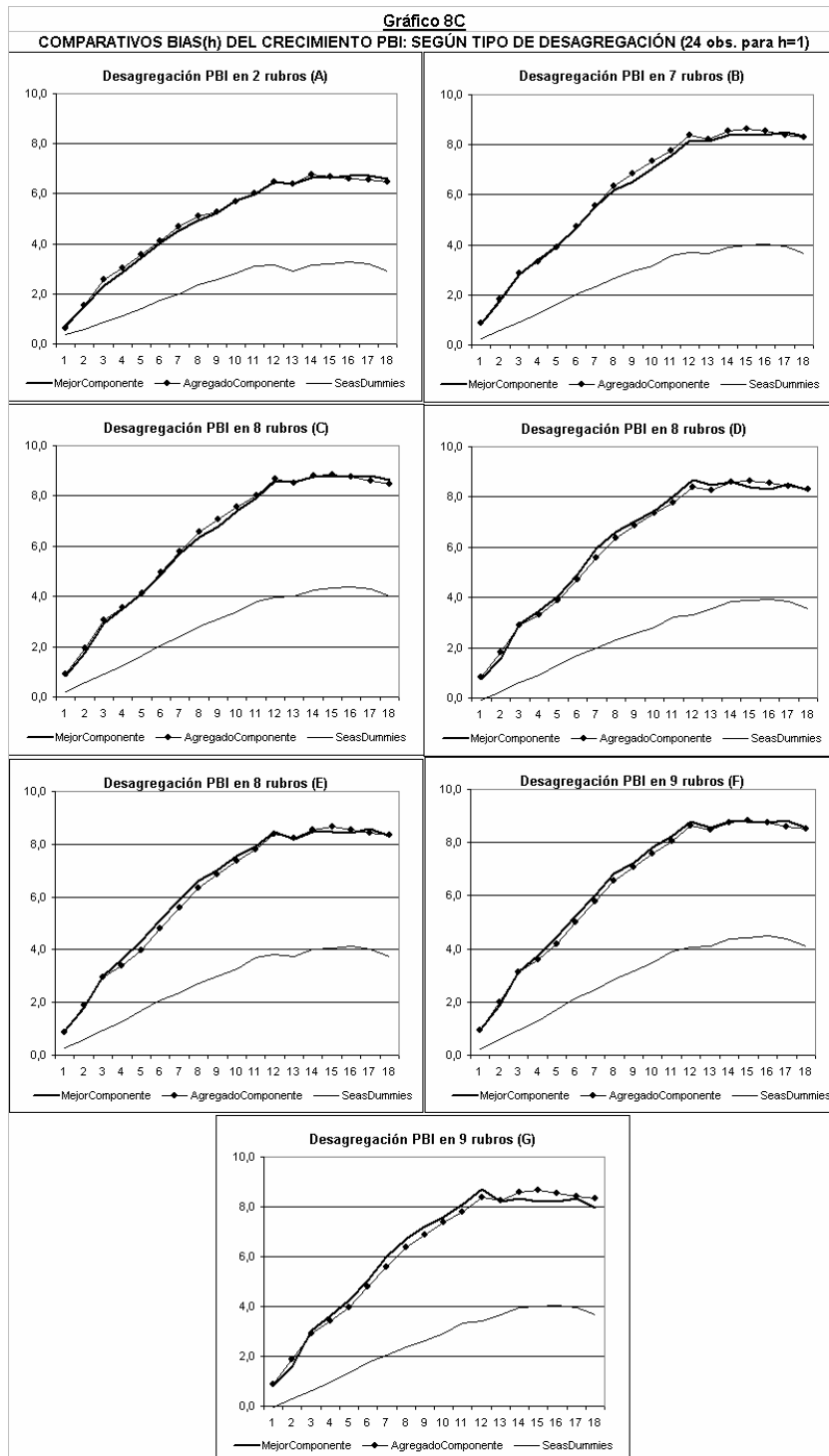


Gráfico 7C

COMPARATIVOS BIAS(h) DEL CRECIMIENTO PBI: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (24 obs. para h=1)





Anexo A: Componentes incluidos en cada desagregación

IPC: GUÍA DE COMPONENTES POR NIVEL DE DESAGREGACIÓN

Componentes		Desagregaciones							
		2 rubros (A)	3 rubros (B)	6 rubros (C)	14 rubros (D)	17 rubros (E)	8 rubros (F)	9 rubros (G)	
1	Índice subyacente	IS	IS						
2	Bienes	ISB	ISB	ISB					
3	Alimentos agropecuarios	ISBAA			ISBAA	ISBAA	ISB		
4	Alimentos procesados	ISBAP			ISBAP	ISBAP	ISBAA		
5	Bebidas	ISBBB			ISBBB	ISBBB	ISBAP		
6	Textiles	ISBTX			ISBTX	ISBTX	ISBBB		
7	Calzado	ISBCZ			ISBCZ	ISBCZ	ISBTX		
8	Aparatos electrodomésticos	ISBAE			ISBAE	ISBAE	ISBCZ		
9	Resto industriales	ISBRI			ISBRI	ISBRI	ISBAE		
10	Servicios	ISS	ISS	ISS					
11	Comidas fuera del hogar	ISSCF			ISSCF	ISSCF	ISBRI		
12	Educación	ISSED			ISSED	ISSED	ISS		
13	Otros servicios personales	ISSOP			ISSOP	ISSOP	ISSCF		
14	Alquileres	ISSAL			ISSAL	ISSAL	ISSED		
15	Salud	ISSSD			ISSSD	ISSSD	ISSOP		
16	Resto de servicios	ISSRS			ISSRS	ISSRS	ISSAL		
17	Índice no subyacente	INS	INS	INS	INS	INS	INS	INS	
18	Alimentos	INSA			INSA	INSA			
19	Combustibles	INSC			INSC	INSC			
20	Transporte	INST			INST	INST			
21	Servicios públicos	INSP			INSP	INSP			
Índice de precios al consumidor		IPC							
Componentes que pueden calcularse a partir de los componentes de la desagregación.			IS[1]	IS[1], INS[17]	IS[1], ISB[2], ISS[10]	IS[1], ISB[2], ISS[10], INS[17]	IS[1], ISS[10]	IS[1], ISB[2]	

IPM: GUÍA DE COMPONENTES POR NIVEL DE DESAGREGACIÓN

Componentes		Desagregaciones						
		2 rubros (A)	3 rubros (B)	4 rubros (C)	2 rubros (D)	4 rubros (E)	3 rubros (F)	5 rubros (G)
1	Total Agropecuario	IPMA	IPMA					
2	Total Manufactura	IPMM			IPMM			
3	Productos nacionales	IPMN			IPMN	IPMN		
4	Sector Agropecuario	IPMNA			IPMNA	IPMNA	IPMNA	
5	Sector Pesca	IPMNP			IPMNP	IPMNP	IPMNP	
6	Sector Manufactura	IPMNM	IPMNM			IPMNM	IPMNM	
7	Productos Importados	IPMM			IPMM	IPMM		
8	Sector Agropecuario	IPMMA			IPMMA	IPMMA	IPMMA	
9	Sector Manufactura	IPMMM	IPMMM			IPMMM	IPMMM	
Índice de precios al por mayor		IPM						
Componentes que pueden calcularse a partir de los componentes de la desagregación.			IPMM[2]	IPMA[1]	IPMN[3]		IPMM[7]	IPMA[1], IPMM[2], IPMN[3], IPMM[7]

PBI: GUÍA DE COMPONENTES 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		YA
2	Agrícola	YG		YG			YG	
3	Pecuario	YO		YO			YO	
4	Pesca	YS	YS	YS	YS	YS	YS	YS
5	Minería e hidrocarburos	YE	YE	YE		YE	YE	
6	Minería metálica	YT			YT			YT
7	Hidrocarburos	YH			YH			YH
8	Manufactura	YM	YM	YM	YM			
9	Procesadores de recursos primarios	YR				YR	YR	YR
10	Resto de la industria	YZ				YZ	YZ	YZ
11	Construcción	YC	YC	YC	YC	YC	YC	YC
12	Comercio	YI	YI	YI	YI	YI	YI	YI
13	Otros servicios	YY	YY	YY	YY	YY	YY	YY
14	PBI Primario		YP					YP
15	PBI No Primario		YNP					YNP
Producto Bruto Interno		Y						
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]

Anexo B: Proyecciones IPC e IPM con la última información (a Dic. 2004)

PROYECCIONES DE INFLACIÓN IPC: SPDX */ Y DUMMIES ESTACIONALES

(Criterio MSFE(h=6); datos a diciembre 2004)

	2005												2006	
	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Setiem.	Octub.	Noviem.	Diciem.	Año	Año
Desagregación IPC en 2 rubros (A)														
Mejor componente (CP)	0,392	0,337	0,189	0,181	0,244	0,180	0,113	0,079	0,082	0,108	0,053	0,139	2,115	1,440
Agregado (CP)	0,288	0,343	0,210	0,187	0,311	0,318	0,152	0,112	0,078	0,122	0,081	0,108	2,334	1,702
"Seasonal Dummies"	0,469	0,764	1,048	0,515	0,404	0,373	0,492	0,389	0,273	0,178	0,256	0,417	5,719	5,726
Desagregación IPC en 3 rubros (B)														
Mejor componente (CP)	0,526	0,409	0,153	0,148	0,228	0,135	0,114	0,013	0,056	0,176	0,036	0,151	2,164	1,325
Agregado (CP)	0,235	0,303	0,186	0,177	0,276	0,236	0,092	0,087	0,073	0,090	0,044	0,085	1,900	1,313
"Seasonal Dummies"	0,455	0,744	1,038	0,498	0,398	0,373	0,489	0,387	0,266	0,178	0,256	0,419	5,639	5,653
Desagregación IPC en 6 rubros (C)														
Mejor componente (CP)	0,311	0,196	0,114	0,132	0,255	0,127	0,080	0,023	0,117	0,132	0,087	0,109	1,697	1,136
Agregado (CP)	0,261	0,241	0,194	0,238	0,237	0,182	-0,017	0,050	0,047	0,122	0,082	0,123	1,773	1,229
"Seasonal Dummies"	0,466	0,696	0,968	0,511	0,421	0,397	0,482	0,399	0,330	0,239	0,295	0,453	5,802	5,838
Desagregación IPC en 14 rubros (D)														
Mejor componente (CP)	0,067	0,089	0,415	0,196	0,076	0,185	0,102	-0,015	0,125	0,136	-0,005	0,091	1,469	1,230
Agregado (CP)	0,228	0,306	0,168	0,121	0,285	0,256	0,064	0,066	0,086	0,111	0,047	0,076	1,828	1,290
"Seasonal Dummies"	0,453	0,754	1,089	0,509	0,397	0,381	0,486	0,387	0,268	0,180	0,256	0,418	5,720	5,743
Desagregación IPC en 17 rubros (E)														
Mejor componente (CP)	0,123	0,128	0,453	0,289	0,111	0,171	0,055	-0,028	0,126	0,148	0,056	0,115	1,760	1,184
Agregado (CP)	0,254	0,245	0,174	0,186	0,243	0,201	-0,023	0,033	0,048	0,143	0,085	0,095	1,698	1,176
"Seasonal Dummies"	0,464	0,706	1,019	0,522	0,420	0,405	0,479	0,399	0,332	0,241	0,295	0,451	5,883	5,928
Desagregación IPC en 8 rubros (F)														
Mejor componente (CP)	0,089	0,108	0,388	0,151	0,092	0,185	0,113	-0,005	0,109	0,143	0,009	0,048	1,440	1,033
Agregado (CP)	0,234	0,306	0,207	0,136	0,281	0,260	0,051	0,063	0,098	0,100	0,024	0,085	1,861	1,319
"Seasonal Dummies"	0,447	0,753	1,081	0,502	0,392	0,375	0,486	0,391	0,264	0,178	0,258	0,415	5,681	5,702
Desagregación IPC en 9 rubros (G)														
Mejor componente (CP)	0,511	0,610	0,311	0,295	0,229	0,251	0,296	0,280	0,203	0,181	-0,005	0,110	3,321	2,461
Agregado (CP)	0,229	0,304	0,147	0,162	0,281	0,231	0,104	0,090	0,082	0,100	0,067	0,079	1,871	1,287
"Seasonal Dummies"	0,461	0,746	1,046	0,505	0,403	0,379	0,488	0,384	0,270	0,179	0,255	0,422	5,678	5,693
Mejor componente	0,526	0,610	0,453	0,295	0,255	0,251	0,296	0,280	0,203	0,181	0,087	0,151	3,321	2,461
Promedio	0,288	0,268	0,289	0,199	0,177	0,176	0,125	0,049	0,117	0,146	0,033	0,109	1,995	1,401
Mínimo	0,067	0,089	0,114	0,132	0,076	0,127	0,055	-0,028	0,056	0,108	-0,005	0,048	1,440	1,033
Agregado (default)	0,288	0,343	0,210	0,238	0,311	0,318	0,152	0,112	0,098	0,143	0,085	0,123	2,334	1,702
Mínimo	0,247	0,293	0,184	0,173	0,273	0,241	0,060	0,072	0,070	0,112	0,061	0,093	1,895	1,331
Dummies estacionales	0,228	0,241	0,147	0,121	0,237	0,182	-0,023	0,033	0,047	0,090	0,024	0,076	1,698	1,176
Promedio	0,469	0,764	1,089	0,522	0,421	0,405	0,492	0,399	0,332	0,241	0,295	0,453	5,883	5,928
Mínimo	0,459	0,738	1,041	0,509	0,405	0,383	0,486	0,391	0,286	0,196	0,267	0,428	5,732	5,755
	0,447	0,696	0,968	0,498	0,392	0,373	0,479	0,384	0,264	0,178	0,255	0,415	5,639	5,653

*/ No considera rezagos de ninguna variable exógena.

Memo	Dic2004	Dic04/Dic03
	-0,009	3,481
	Nov2004	Nov04/Nov03
	0,287	4,074

PROYECCIONES DE INFLACIÓN IPM: SPDX * / Y DUMMIES ESTACIONALES

(Criterio MSFE(h=6); datos a diciembre 2004)

	2005												2006	
	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Setiem.	Octub.	Noviem.	Diciem.	Año	Año
Desagregación IPM en 2 rubros (A)														
Mejor componente (CP)	-0,237	-0,119	0,014	0,150	-0,043	-0,088	-0,134	-0,068	0,020	-0,003	-0,033	-0,056	-0,595	-0,242
Agregado (CP)	-0,257	-0,137	-0,007	0,137	-0,043	-0,100	-0,130	-0,071	0,014	-0,007	-0,040	-0,062	-0,700	-0,282
"Seasonal Dummies"	0,452	0,635	0,600	0,458	0,373	0,316	0,309	0,430	0,629	0,310	0,345	0,157	5,130	5,133
Desagregación IPM en 3 rubros (B)														
Mejor componente (CP)	-0,022	0,145	0,255	0,282	0,024	0,062	0,044	0,100	0,145	0,154	0,135	-0,008	1,323	0,715
Agregado (CP)	-0,101	0,155	0,310	0,396	0,213	0,131	0,008	0,055	0,156	0,190	0,200	0,050	1,775	1,161
"Seasonal Dummies"	0,438	0,653	0,599	0,456	0,354	0,306	0,219	0,484	0,636	0,291	0,340	0,146	5,036	5,040
Desagregación IPM en 4 rubros (C)														
Mejor componente (CP)	-0,270	-0,146	0,087	0,183	-0,005	-0,061	-0,144	-0,110	0,007	-0,003	-0,042	-0,044	-0,546	-0,175
Agregado (CP)	-0,252	-0,146	0,042	0,182	0,005	-0,074	-0,122	-0,087	0,013	-0,006	-0,033	-0,054	-0,531	-0,247
"Seasonal Dummies"	0,450	0,633	0,594	0,469	0,376	0,313	0,305	0,437	0,623	0,309	0,342	0,159	5,126	5,132
Desagregación IPM en 2 rubros (D)														
Mejor componente (CP)	-0,147	-0,020	0,011	0,083	0,011	-0,049	-0,046	-0,030	0,003	0,003	-0,002	-0,010	-0,192	-0,076
Agregado (CP)	-0,173	-0,035	0,004	0,080	0,011	-0,056	-0,055	-0,038	-0,003	-0,001	-0,006	-0,014	-0,286	-0,113
"Seasonal Dummies"	0,443	0,648	0,621	0,464	0,362	0,296	0,340	0,434	0,613	0,264	0,311	0,127	5,034	5,033
Desagregación IPM en 4 rubros (E)														
Mejor componente (CP)	-0,140	0,098	0,260	0,302	0,161	0,089	-0,009	0,037	0,124	0,186	0,164	0,043	1,322	0,850
Agregado (CP)	-0,104	0,084	0,265	0,312	0,172	0,065	-0,010	0,033	0,133	0,162	0,168	0,013	1,300	0,761
"Seasonal Dummies"	0,437	0,649	0,594	0,474	0,365	0,297	0,325	0,393	0,627	0,283	0,329	0,145	5,028	5,035
Desagregación IPM en 3 rubros (F)														
Mejor componente (CP)	-0,035	0,115	0,142	0,242	0,118	0,062	-0,027	-0,027	0,017	0,020	0,018	0,005	0,651	0,212
Agregado (CP)	-0,165	0,016	0,067	0,175	0,073	0,022	-0,034	-0,035	0,009	0,010	0,014	0,006	0,159	0,054
"Seasonal Dummies"	0,443	0,650	0,622	0,458	0,355	0,302	0,230	0,531	0,617	0,271	0,319	0,129	5,038	5,037
Desagregación IPM en 5 rubros (G)														
Mejor componente (CP)	-0,134	-0,058	0,149	0,207	0,014	0,067	0,012	0,043	-0,002	0,040	0,066	0,034	0,438	0,211
Agregado (CP)	-0,096	0,146	0,346	0,450	0,276	0,173	0,024	0,033	0,134	0,176	0,199	0,051	1,927	1,066
"Seasonal Dummies"	0,437	0,651	0,594	0,467	0,357	0,303	0,215	0,490	0,631	0,291	0,337	0,148	5,032	5,039
Mejor componente	-0,022	0,145	0,260	0,302	0,161	0,089	0,044	0,100	0,145	0,186	0,164	0,043	1,323	0,850
Promedio	-0,141	0,002	0,131	0,207	0,040	0,012	-0,043	-0,008	0,045	0,057	0,044	-0,005	0,343	0,213
Mínimo	-0,270	-0,146	0,011	0,083	-0,043	-0,088	-0,144	-0,110	-0,002	-0,003	-0,042	-0,056	-0,595	-0,242
Agregado (default)	-0,096	0,155	0,346	0,450	0,276	0,173	0,024	0,055	0,156	0,190	0,200	0,051	1,927	1,161
Promedio	-0,164	0,012	0,147	0,247	0,101	0,023	-0,046	-0,016	0,065	0,075	0,072	-0,001	0,520	0,343
Mínimo	-0,257	-0,146	-0,007	0,080	-0,043	-0,100	-0,130	-0,087	-0,003	-0,007	-0,040	-0,062	-0,700	-0,282
Dummies estacionales	0,452	0,653	0,622	0,474	0,376	0,316	0,340	0,531	0,636	0,310	0,345	0,159	5,130	5,133
Promedio	0,443	0,646	0,604	0,464	0,363	0,305	0,277	0,457	0,625	0,288	0,332	0,145	5,061	5,064
Mínimo	0,437	0,633	0,594	0,456	0,354	0,296	0,215	0,393	0,613	0,264	0,311	0,127	5,028	5,033

* / No considera rezagos de ninguna variable exógena.

Memo	Dic2004	Dic04/Dic03
	-0,349	4,887
	Nov2004	Nov04/Nov03
	0,350	5,938

Anexo C: Modelo teórico: una primera aproximación para la proyección desagregada

- La alternativa obvia a la proyección de los agregados es la agregación de las proyecciones de los sub-agregados que los componen. Este anexo presenta un modelo teórico como motivación para un esquema de proyección desagregado. Sin embargo, debemos notar aquí que para que este esquema de proyección tenga éxito, los componentes deben ser predichos con menor incertidumbre que en un esquema agregado, lo cual puede no ser necesariamente posible si el conjunto de información está restringido a los componentes y al agregado⁸.
- Como ilustración, consideremos la decisión de ajustar precios (IPC ó IPM) en un nivel microeconómico. Puede asumirse que cada sub-agregado en el periodo j , p_j , está compuesto por una firma que compite en un mercado oligopolístico, la cual minimiza el valor presente de los costos por no poder elegir el precio de equilibrio en el periodo j , p_j^* , por ajustar el precio y el nivel de producción (respecto al nivel del periodo anterior),

$$\underset{\{p_j, y_j^s\}}{\text{Min}} E_t \sum_{j=t}^{\infty} \beta^j \left(\frac{1}{2} \right) \left[(p_j - p_j^*)^2 + \alpha_1 (p_j - p_{j-1})^2 + \alpha_2 (y_j^s - y_{j-1}^s)^2 \right] \quad (0)$$

- Asimismo, *asumiendo* que estas firmas representativas disponen de poca información respecto a lo que sucede en otros mercados, se podría utilizar el modelo lucasiano de islas, por el cual el ajuste del nivel de producción obedece

$$y_j^s = -\eta(p_j - q_j) + y_j \quad (1)$$

donde q_j es el agregado de precios e y_j representa la demanda agregada.

- Si se asume que la demanda iguala la oferta en cada periodo j para cada mercado, esta ecuación puede reemplazarse en esta función objetivo, resultando una condición de Euler

$$\beta(\alpha_1 + \alpha_2 \eta^2)(p_{t+1} - p_t) = (p_t - p_t^*) + (\alpha_1 + \alpha_2 \eta^2)(p_t - p_{t-1}) + 2\beta\alpha_2 \eta^2 (q_{t+1} - q_t) - 2\alpha_2 \eta^2 (q_t - q_{t-1}) + 2\beta\alpha_2 \eta (y_{t+1} - y_t) - 2\alpha_2 \eta (y_t - y_{t-1}) \quad (2)$$

⁸ El efecto de la amplitud del conjunto de información se pospone para un trabajo posterior.

Aplicando un rezago, normalizando, redefiniendo los parámetros y añadiendo los subíndices para cada componente i así como un término de error, se obtiene,

$$\Delta p_{i,t} = a_1 \Delta p_{i,t-1} + b_1 (p_{i,t-1} - q_{t-1}) + c_0 \Delta q_t + c_1 \Delta q_{t-1} + d_0 \Delta y_t + d_1 \Delta y_{t-1} + v_{i,t} \quad (2)$$

una ecuación en **forma estructural** donde el cambio de cada componente depende del cambio en el agregado de manera *contemporánea*, por lo que la estimación de sus parámetros requiere, en principio, el uso de variables instrumentales⁹. Nótese que esta última expresión utilizó el *supuesto* $p_{i,t}^* = q_t$, por lo que si las variables se expresan en niveles logarítmicos, el primer rezago del *precio relativo respecto al agregado* es relevante.

- Dado que esta ecuación es válida para los M componentes i del agregado, es posible agrupar a todas las variables en vectores columna (denotados en mayúsculas), para obtener

$$\Delta P_t = A_1 \Delta P_{t-1} + B_1 (P_{t-1} - Q_{t-1}) + C_0 \Delta Q_t + C_1 \Delta Q_{t-1} + D_0 \Delta Y_t + D_1 \Delta Y_{t-1} + V_t \quad (3)$$

donde A_1 , B_1 , C_0 , C_1 , D_0 y D_1 son todas matrices diagonales y Q_t es el vector columna con el nivel agregado q_t repetido M veces. **Si y solo si** el *agregador* es lineal, el agregado puede expresarse como

$$q_t = w P_t \quad (4)$$

donde w es el vector fila con los ponderadores en el agregado, y es posible usar su versión vectorial

$$Q_t = W P_t \quad (4)$$

así como su primera diferencia para obtener una representación lineal en **forma reducida**:

$$\Delta P_t = A_1' \Delta P_{t-1} + B_1' P_{t-1} + D_0' \Delta Y_t + D_1' \Delta Y_{t-1} + U_t \quad (5)$$

⁹ Como se mencionó, en un ejercicio de proyección, la estimación de parámetros estructurales es totalmente secundaria y los parámetros relevantes corresponden a los de la forma reducida, ya que ésta es la que se utiliza para computar las proyecciones. De otra manera, los recursos estarían siendo utilizados de manera ineficiente ya que se desperdiciarían en el “análisis” de alternativas teóricas *ad hoc* en vez de utilizarlos para lograr que los datos relevantes hablen por sí solos.

donde W es la matriz cuyas filas corresponden a los ponderadores del agregado (ver derivación en el **Anexo E**). Nótese que, *en este ejemplo simplificado con este agregador lineal*, la ecuación (5) permite la construcción de un modelo de predicción de todos los componentes sin la necesidad de calcular sucesivamente el agregado en cada periodo.

Anexo D: Críticas a la aproximación descrita y extensiones

- Cabe mencionar tres comentarios respecto al ejemplo del Anexo C:
 - a. La identificación de la dinámica en la función objetivo, reflejada en la condición de Euler (ecuación (2)), es la misma para todos los mercados j , por lo que resulta demasiado restrictiva como modelo “paraguas”. Una solución es **añadir p términos cuadráticos adicionales asociados a los cambios respecto a los niveles de precios pasados en el mercado i**. Una identificación automática de estos componentes usando criterios de información complementaría esta mayor generalidad.
 - b. De manera similar, los costos por cambios en los precios respecto a niveles de precios en mercados relacionados ($M-1$ en total) y los cambios en estos mismos precios pueden ser tan relevantes como los niveles del agregado y los cambios en éste. Nuevamente, la identificación de **estos componentes y sus p rezagos** con criterios de información resolvería la mayor complejidad.
 - c. Cuando las variables se expresan como niveles logarítmicos y el agregador no es Cobb-Douglas, es imposible usar la ecuación (4). Éste es el caso del cálculo tradicional de los índices de precios y cantidades, en el cual el agregador tiene ponderadores variables en el tiempo, los que dependen de los niveles de precios relativos previos. Claramente, la forma reducida en la ecuación (5) no es una simplificación inocua en este caso.
- En general, las dos primeras críticas al enfoque simplificado anterior implican considerar otras variables potencialmente relevantes para la determinación del cambio en cada componente del agregado (nótese los pocos rezagos en la ecuación (2)). Para ello se requiere una especificación dinámica de los costos de

ajuste para todos los mercados relacionados relevantes así como incluir costos de ajuste originados por desviaciones respecto a diversos niveles de referencia, diferentes al agregado (diversos precios relativos).

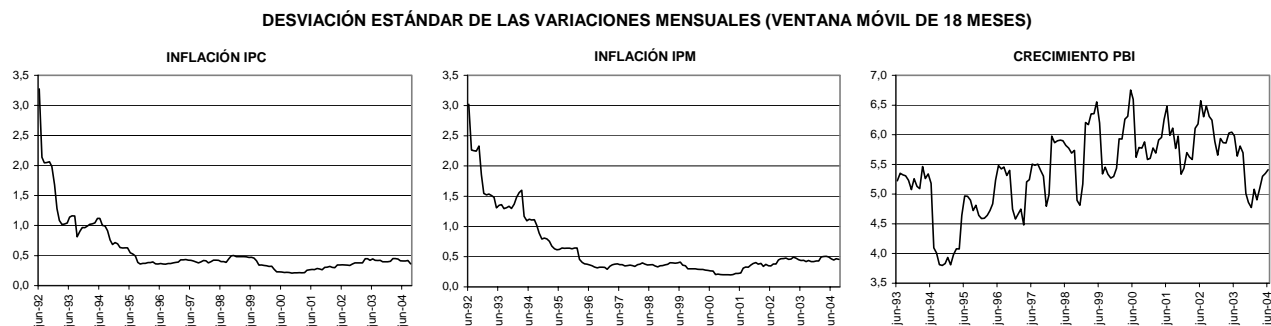
- Sin embargo, existe un problema específico asociado a estas dos primeras extensiones. El número total de potenciales componentes crece con el grado de desagregación a modelar. *Ello imposibilita la estimación del modelo VAR para el sistema completo* (donde cada ecuación corresponde a un componente para una desagregación predeterminada), incluso utilizando un método de estimación FGLS-VAR.
- Por otra parte, como el agregador no es Cobb-Douglas, la forma reducida en la ecuación (5) no es una simplificación conveniente. Sin embargo, una vez que se dispone de los estimados, la proyección puede realizarse según la secuencia:
 - proyección de cada componente para $t+1$ a partir de los datos en t ;
 - proyección del agregado para $t+1$ mediante fórmula correspondiente);
 - cálculo de los ratios relativos para $t+1$ mediante fórmulas correspondientes;
 - proyección de cada componente para $t+2$ a partir de las proyecciones $t+1$;
 - proyección del agregado para $t+2$ mediante fórmula correspondiente);
 - cálculo de los ratios relativos para $t+2$ mediante fórmulas correspondientes; etc....
- Finalmente, es importante mencionar que, para todas las ecuaciones anteriores *se asume que las variables son estacionarias*. En particular, la ecuación (2) requiere que el nivel logarítmico del primer rezago del *precio relativo respecto al agregado* no sea $I(0)$. El problema de obtener una especificación teóricamente fundada donde se combinan dos ordenes de integración diferentes no es nuevo. La presente versión de este informe utiliza la solución inmediata de sustituir esta variable por su primera diferencia, lo que para todo fin práctico elimina la variable luego de una simple re-parametrización. La solución alternativa de aplicar un filtro como el HP y sustituir esta variable por sus desviaciones respecto a esta tendencia local se deja para un estudio posterior.

Limitaciones y perspectivas

- Finalmente, este ejercicio de predicción debe completarse incluyendo sistemas de proyección adicionales. En particular, la combinación del sistema de referencia (*dummies* estacionales) con los dos modelos propuestos puede ser de utilidad para el agregado PBI. Asimismo, se prevé usar un conjunto más amplio de variables informativas mediante modelos *SparseVAR* que generen dos o tres agregados simultáneamente.

Anexo E: Precisión y sesgo *ex post* de las proyecciones en unidades de estimación (variaciones porcentuales mensuales; muestra Enero 1994 – Junio 2004)

- Un **valor de referencia para la precisión** es la desviación estándar de las variaciones porcentuales mensuales del IPC, IPM y PBI de los datos observados (raíz cuadrada de la variancia incondicional).



- A pesar de la evidente variabilidad en el patrón temporal de esta desviación estándar para el crecimiento del PBI, utilizaremos como referencia el promedio correspondiente a la muestra considerada en las estimaciones (Enero 1994 – Junio 2004 en este anexo). **Las desviaciones estándar promedio son 0.44, 0.46 y 5.41 por ciento para el IPC, IPM y el PBI, respectivamente**, y se representarán como una línea horizontal imaginaria en los gráficos que corresponda (independiente del horizonte de predicción h).

- Los resultados en términos de las secuencias RMSFE(h) y Bias(h) para el IPC, IPM y PBI se describen sobre la base de cuadros comparativos siguientes, donde el horizonte h corresponde al eje horizontal. Es importante notar que nuestros estadísticos son estimados muestrales, lo cual permite comparar los de la muestra más reciente de errores de predicción (12 últimos errores) con los de la muestra completa de errores disponibles (24 últimos errores para el IPC). Sin embargo, los estadísticos tienen un número decreciente de observaciones para cada muestra de errores de predicción en función al horizonte h. Sólo para el horizonte h=1, los estadísticos se calculan sobre 12 y 24 observaciones, para cada muestra del IPC. Para el horizonte h=2, los estadísticos se calculan sobre 11 y 23 observaciones, etc.
- **Para el caso del IPC**, el **Gráfico E1** compara el modelo estático de referencia y los *dos* modelos dinámicos en términos del RMSFE(h) sobre la base de un máximo de 12 errores de predicción, los más recientes. En términos de los promedios, máximos y mínimos (columna izquierda), resulta evidente que el modelo estático de referencia resulta el más preciso de los tres, aunque el modelo con el agregado IPC como componente principal resulta ser adecuado en términos de la referencia de 0.44 por ciento. Respecto a las desagregaciones específicas (columna derecha), la C (6 rubros) y la A (2 rubros) resultan las mejores para el modelo de referencia, mientras que la G (9 rubros), la D (14 rubros), la F (8 rubros) y la B (3 rubros) resultaron las mejores para el modelo con el agregado IPC como componente principal. El **Gráfico E2** permite comparar los modelos para cada nivel de desagregación, con resultados consistentes con los anteriores. Sobre la base de los horizontes correspondientes a los primeros 5 meses adelante, las mejores desagregaciones para el modelo con el agregado IPC como componente principal son la G (9 rubros), la D (14 rubros), la F (8 rubros), y la B (3 rubros), de las cuales la D y la G se comportan mejor en el horizonte h=6. Nótese que este modelo compite con el de referencia.
- En términos del Bias(h), el **Gráfico E3** permite comparar los modelos. El modelo estático de referencia, que resultó tener el menor RMSFE(h) para todos los 6 meses, presenta un sesgo negativo alrededor de 0,10 por ciento, en contraste con el sesgo positivo y creciente en los dos modelos propuestos. Para el caso del modelo con el agregado IPC como componente principal, la desagregación G (9 rubros) y la D (14 rubros) tienen el mejor comportamiento del sesgo frente a las demás. La comparación por nivel de desagregación en el **Gráfico E4** es consistente con el patrón descrito.

- El orden de mérito de los modelos se modifica si se utiliza un máximo de 24 últimos errores de predicción, es decir, un periodo de evaluación más largo. El uso de más errores *ex post* además de los recientes 12 observados favorece al modelo con el agregado IPC como componente principal por sobre el modelo estático de referencia hasta para un horizonte $h=11$, aunque el modelo estático de referencia resulta el más preciso de los tres para horizontes mayores (Gráfico E5). Respecto a las desagregaciones específicas (columna derecha), la E (17 rubros), la D (14 rubros), la G (9 rubros) y la F (8 rubros) resultan las mejores para el modelo con el agregado IPC como componente principal (ver también el Gráfico E6). Ello se explica en parte por un aumento en el sesgo negativo en el modelo estático de referencia hacia niveles debajo de -0,25 por ciento hasta $h=9$, así como por una reducción en el sesgo positivo en ambos modelos propuestos (Gráfico E7), lo que también se refleja en los niveles de desagregación mencionados (ver Gráfico E8).
- **Para el caso del IPM**, el **Gráfico E1B** compara los tres modelos en términos del $RMSFE(h)$ sobre la base de un máximo de 12 errores de predicción, los más recientes. En términos de los promedios, máximos y mínimos (columna izquierda), el modelo estático de referencia resulta ser, nuevamente, el más preciso de los tres. El modelo con el agregado IPM como componente principal resulta ser, nuevamente, el “segundo mejor” en términos de la referencia de 0.46 por ciento. Respecto a las desagregaciones específicas (columna derecha), la F (3 rubros) y la D (2 rubros) resultaron las mejores para el modelo con el agregado IPM como componente principal. El **Gráfico E2B** permite comparar los tres modelos para cada nivel de desagregación. Para todos los horizontes mostrados, las mejores desagregaciones para el modelo con el agregado IPM como componente principal son las mencionadas, pero no presentan competencia frente a la precisión del modelo de referencia.
- El **Gráfico E3B** compara los modelos en términos del $Bias(h)$ y su similitud con el anterior refleja que el cuadrado del $Bias(h)$ domina el $MSFE(h)$ para todos los modelos y horizontes. El sistema estático de referencia tiene un menor $RMSFE(h)$ para todos los horizontes debido a un menor sesgo positivo de alrededor de 0.25 por ciento (aunque ligeramente creciente), en contraste con el sesgo positivo y marcadamente creciente en los dos modelos propuestos. La comparación por nivel de desagregación en el **Gráfico E4B** también es consistente con estos patrones.

- Si se utiliza un máximo de 22 errores de predicción, estos resultados se refuerzan a favor del modelo estático de referencia (Gráfico E5B). El uso de más errores *ex post* además de los recientes 12 observados minimiza la utilidad de los dos modelos propuestos para todos los horizontes mayores a un mes adelante para el caso del IPM (ver Gráfico E6B). En este caso, sin embargo, el sesgo explica este patrón del RMSFE(h) sólo para horizontes mayores a $h=10$ en los dos modelos propuestos (para horizontes menores, el sesgo es reducido, bastante por debajo de la referencia de 0,46 por ciento. Parte de esta diferencia en los patrones es que mientras el RMSFE(h) es decreciente (Gráfico 5B), el sesgo es siempre creciente para todos los modelos (Gráfico E7B), lo que se observa en todos los niveles de desagregación mencionados (Gráficos E6B y E8B).
- Finalmente, **para el caso del PBI**, el **Gráfico E1C** (9) compara los tres modelos en términos del RMSFE(h) sobre la base de los 12 errores de predicción más recientes. En términos de los promedios, máximos y mínimos (columna izquierda), los tres modelos presentan ventajas si se considera el valor de referencia de 5,41 para el PBI, aunque el modelo estático de referencia resulta el más preciso. En este caso, el “segundo mejor” no puede determinarse directamente, pues los dos modelos propuestos se comportan balanceadamente con algunas diferencias según el horizonte y el nivel de desagregación. Así, respecto a las desagregaciones específicas (columna derecha), la B (7 rubros) y la C (8 rubros) del modelo del mejor componente asociado resultan las mejores para los primeros 4 meses adelante. En este caso, el **Gráfico E2C** (10) permite seleccionar tanto la agregación más conveniente como qué modelo propuesto resulta relativamente mejor, confirmando que, sobre la base del horizonte de los primeros 6 meses, estas desagregaciones resultan las mejores.
- El **Gráfico E3C** (11) compara los modelos en términos del Bias(h) para el caso del PBI. El modelo estático de referencia tiene un menor RMSFE(h) para todos los 6 meses debido a un menor sesgo positivo de alrededor de 0,10 por ciento, en contraste con el sesgo positivo alrededor de 0,60 en los dos modelos propuestos, los cuales presentan un sesgo relativamente importante en el primer mes adelante, de 1,20 por ciento. Al comparar los niveles de desagregación en el **Gráfico E4C** (12), es el modelo con el agregado PBI como componente principal el que más se acerca al modelo de referencia, específicamente para 4 meses adelante.

Gráfico E1
COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (12 obs. para h=1)

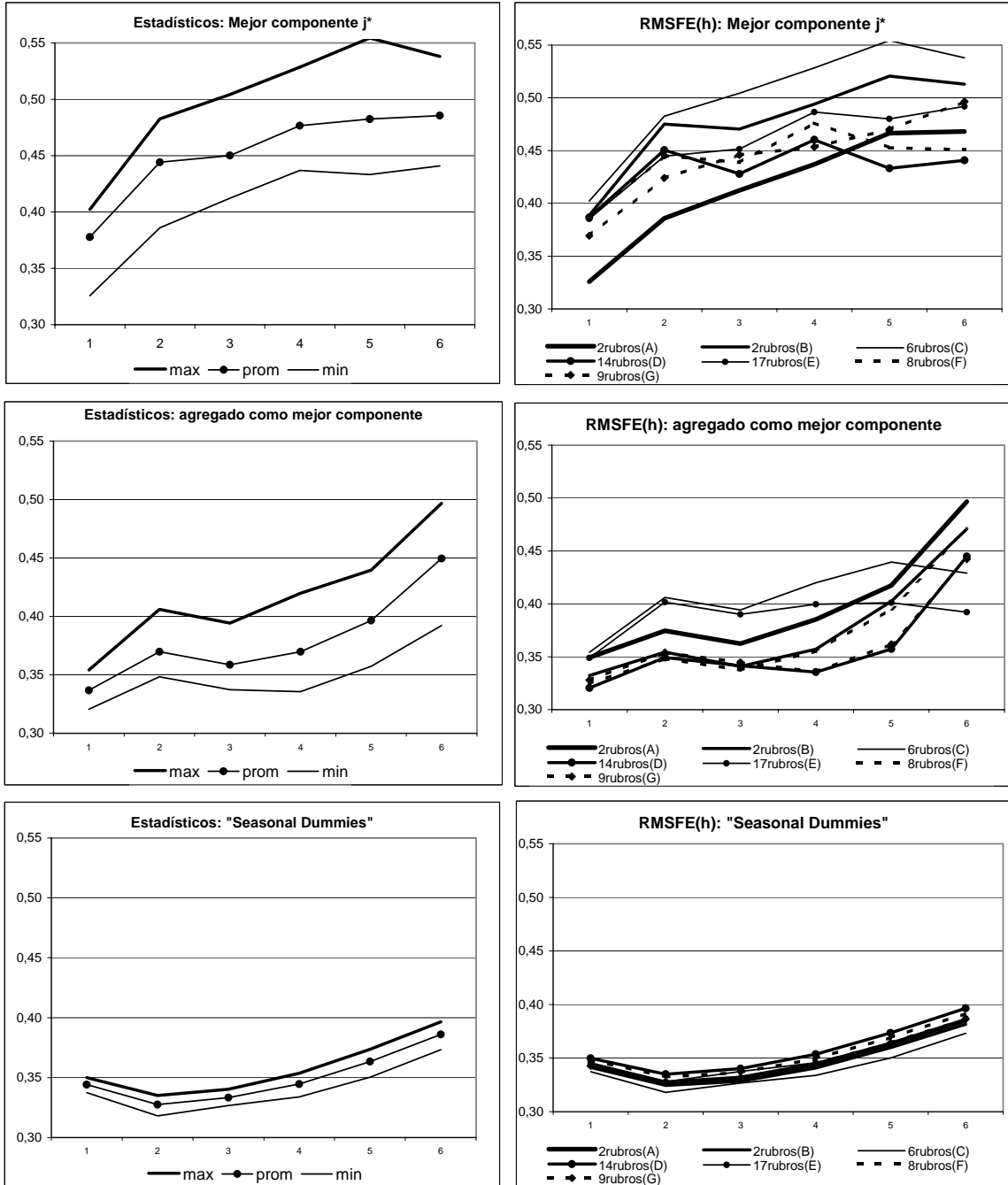


Gráfico E2
COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (12 obs. para h=1)

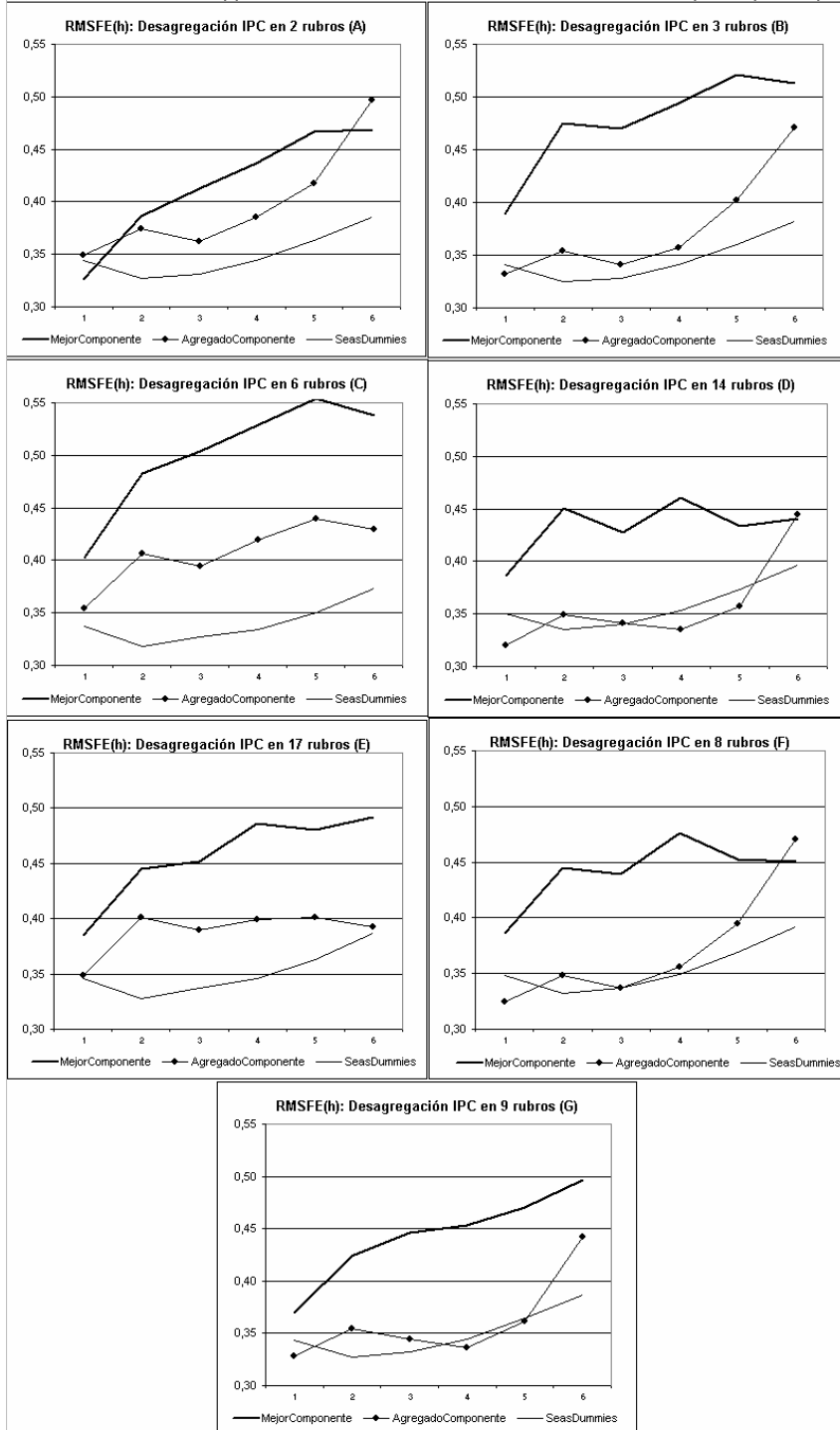


Gráfico E3

COMPARATIVOS BIAS(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (12 obs. para h=1)

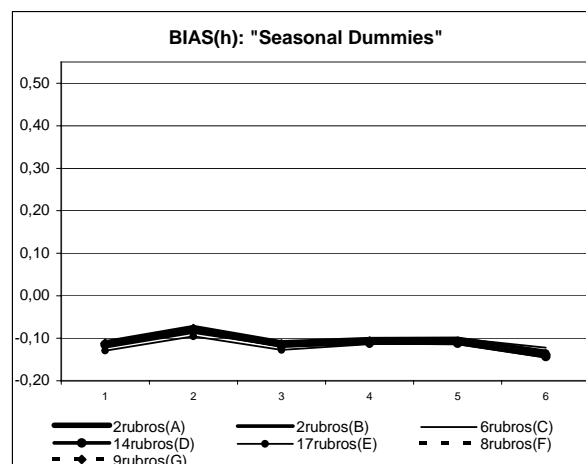
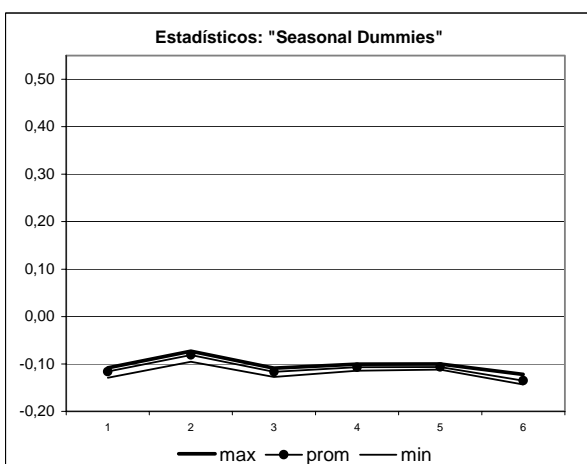
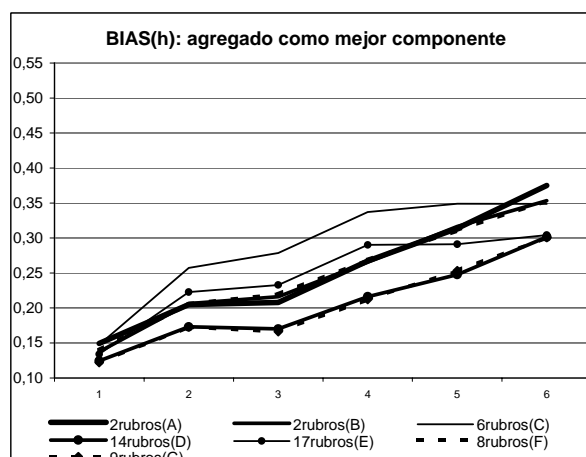
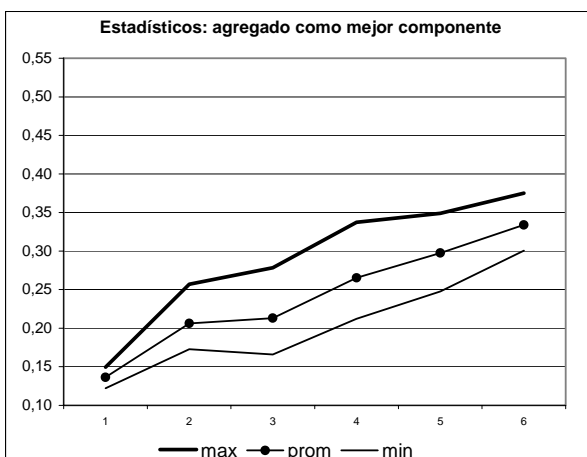
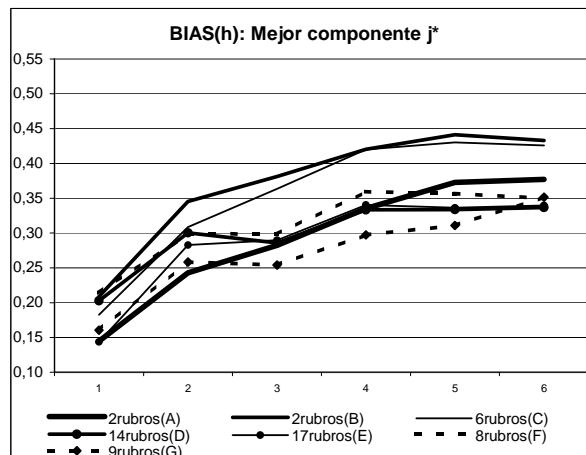
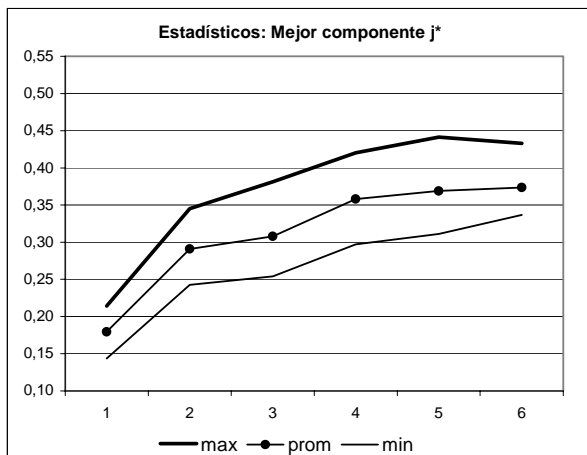


Gráfico E4
COMPARATIVOS BIAS(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (12 obs. para h=1)

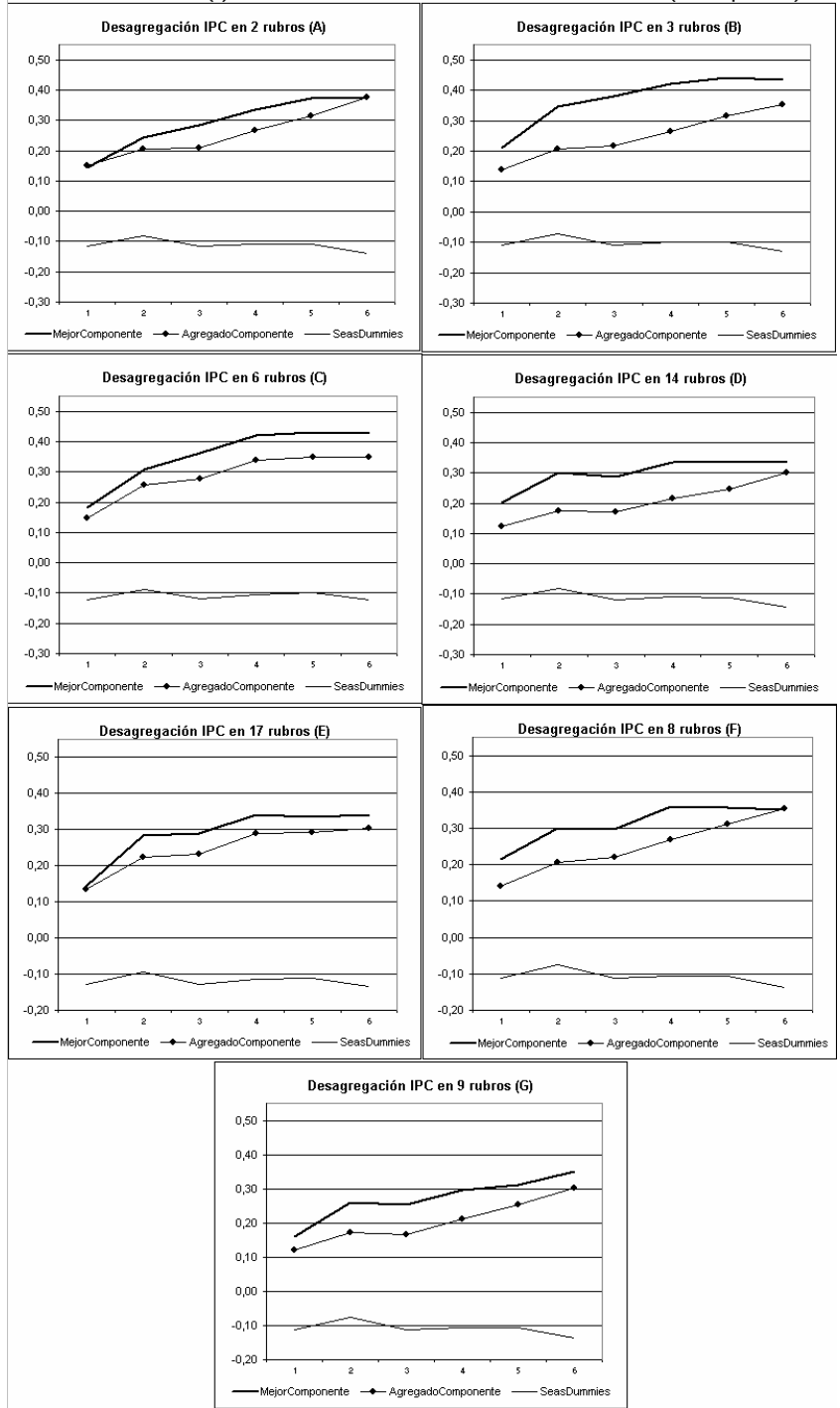


Gráfico E5

COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (24 obs. para h=1)

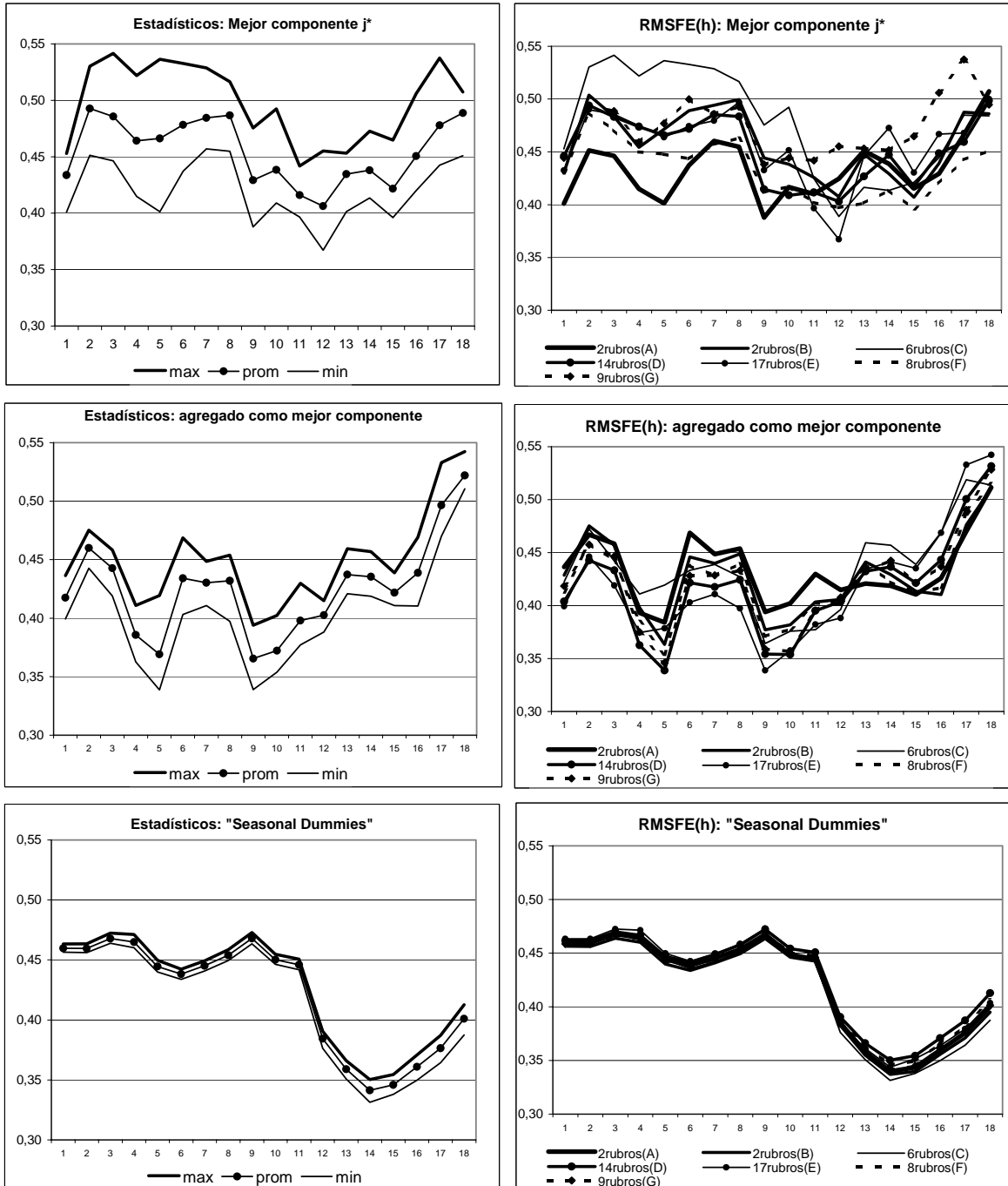


Gráfico E6
COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (24 obs. para h=1)

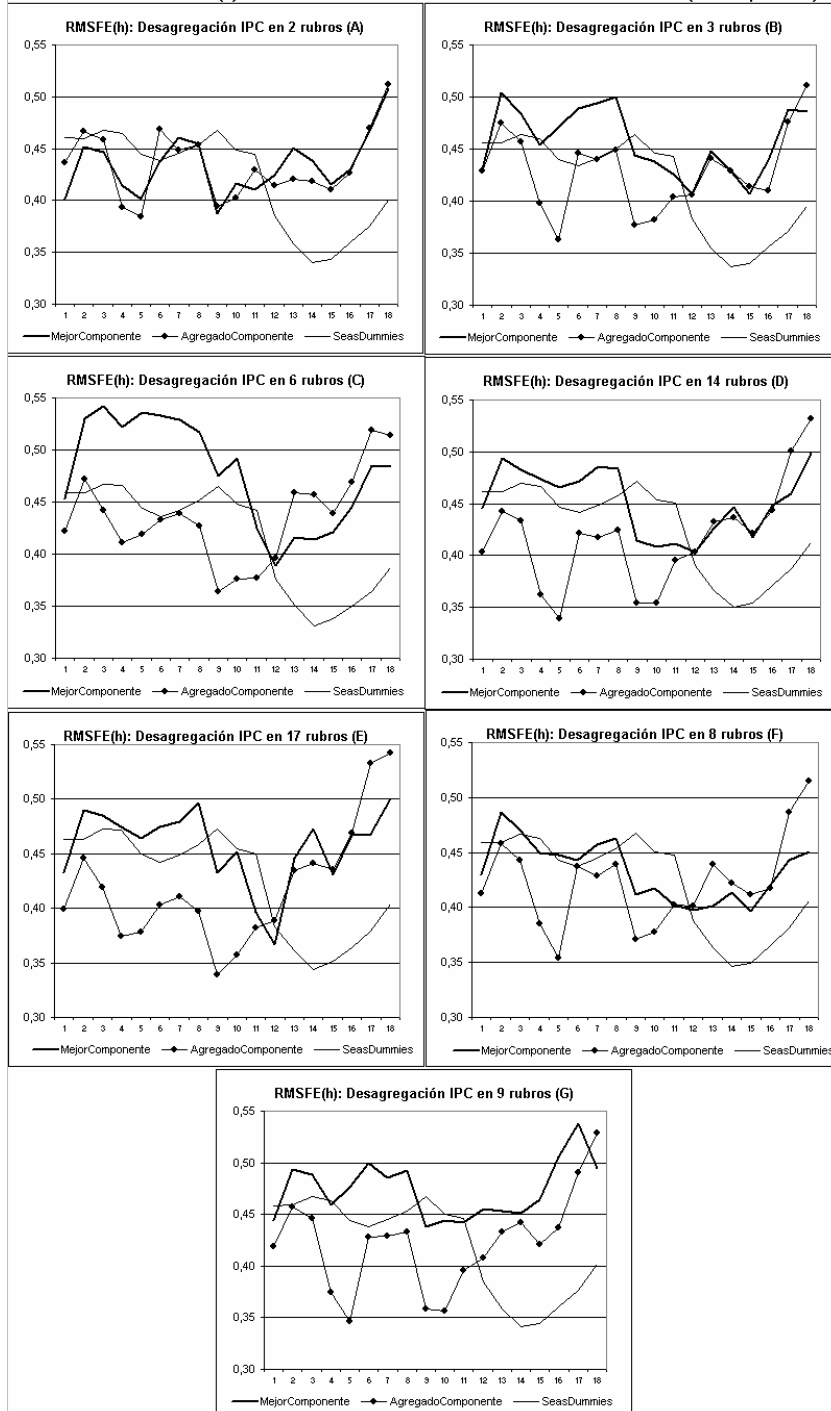
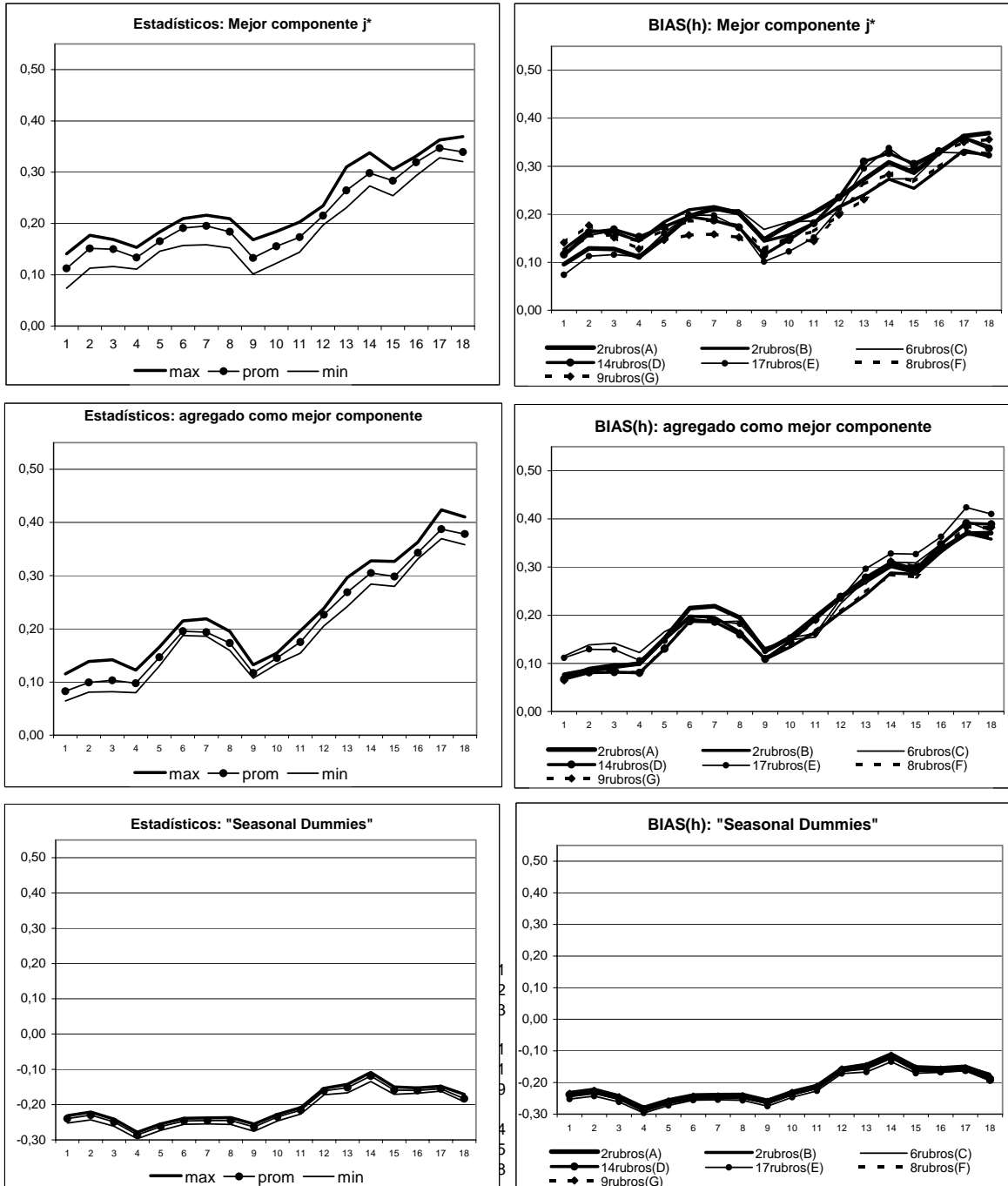


Gráfico E7

COMPARATIVOS BIAS(h) DE LA INFLACIÓN IPC: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (24 obs. para h=1)



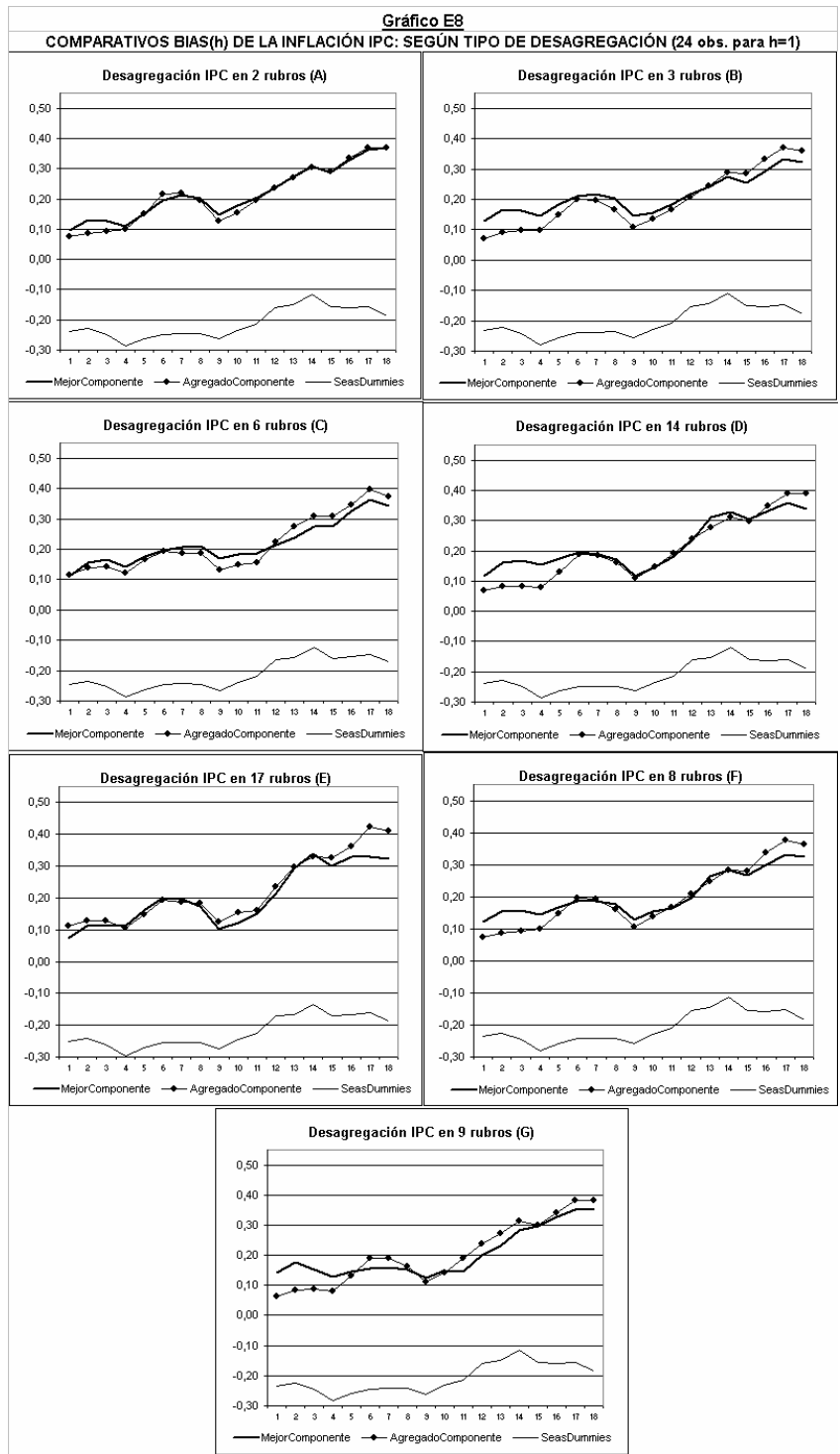


Gráfico E1B

COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (12 obs. para h=1)

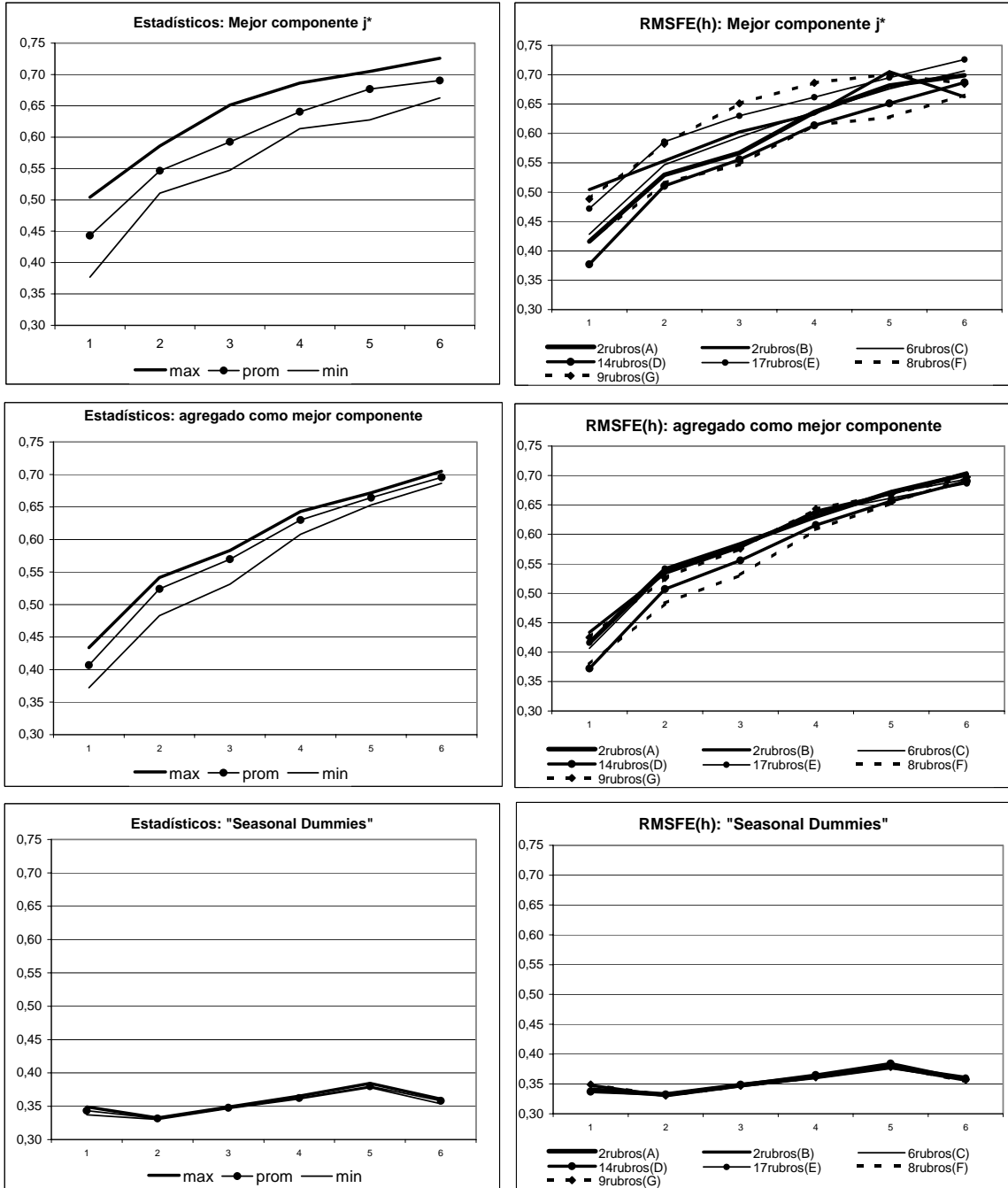


Gráfico E2B
COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (12 obs. para h=1)

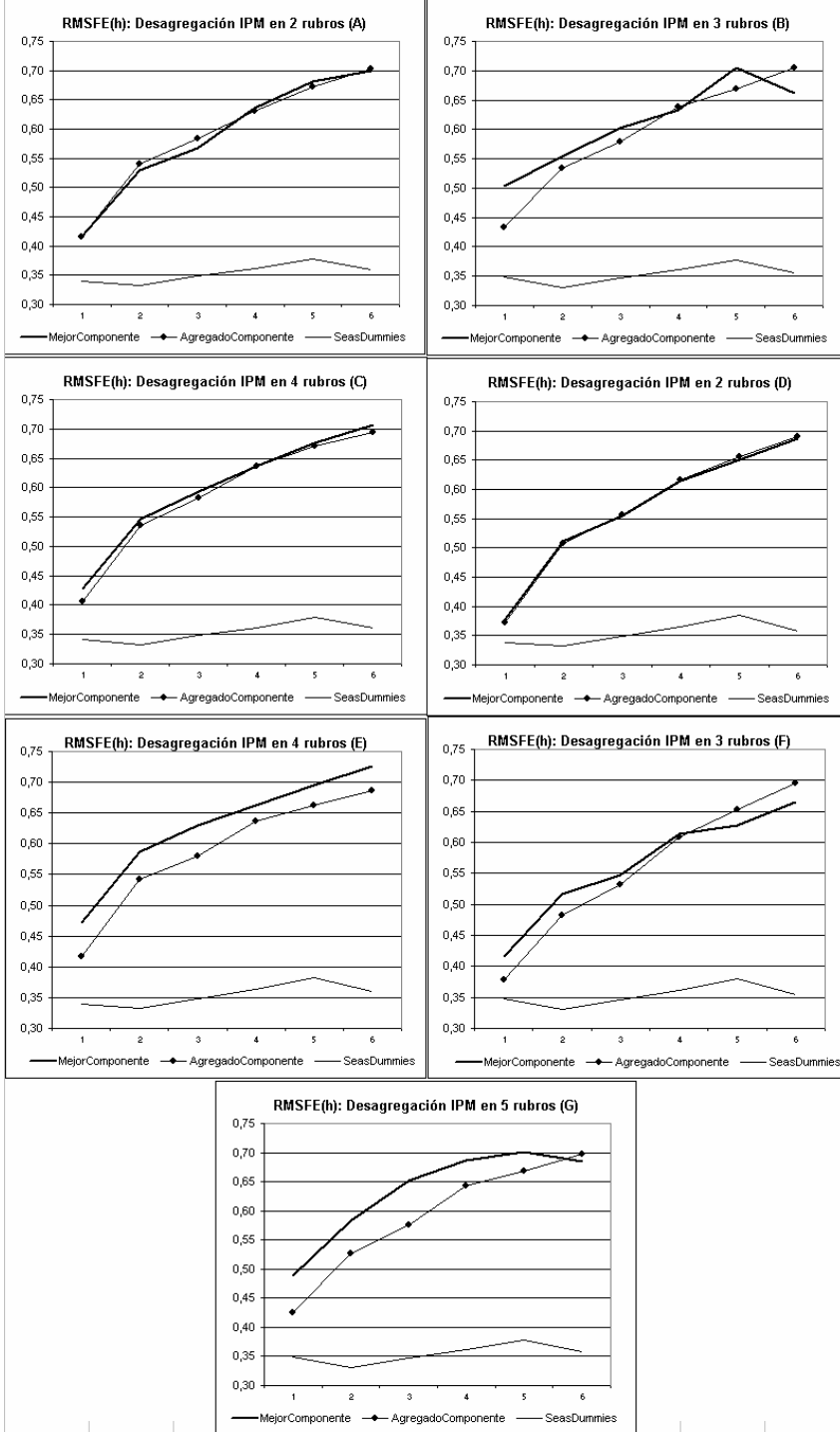
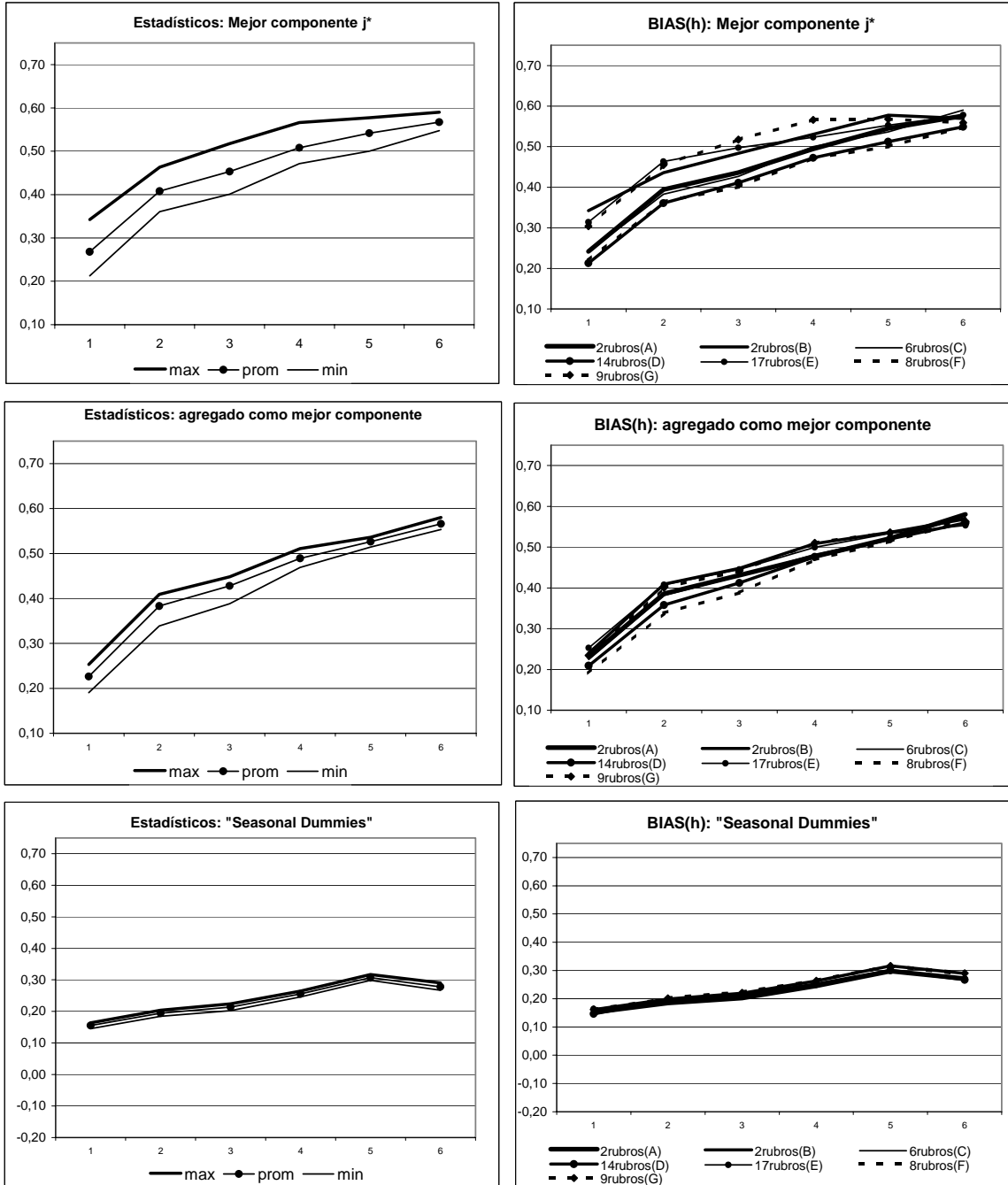


Gráfico E3B

COMPARATIVOS BIAS(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (12 obs. para h=1)



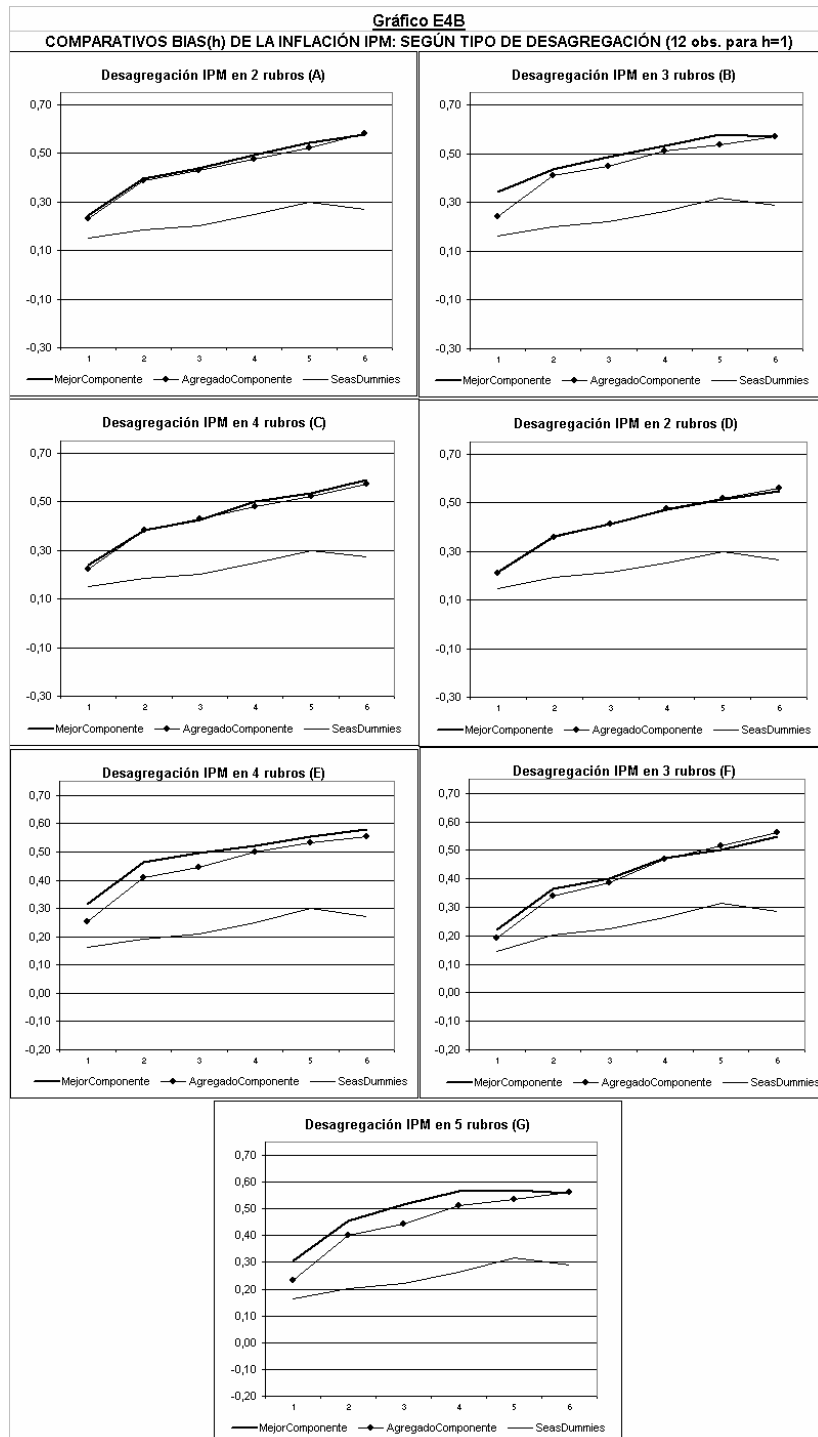


Gráfico E5B

COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (22 obs. para h=1)

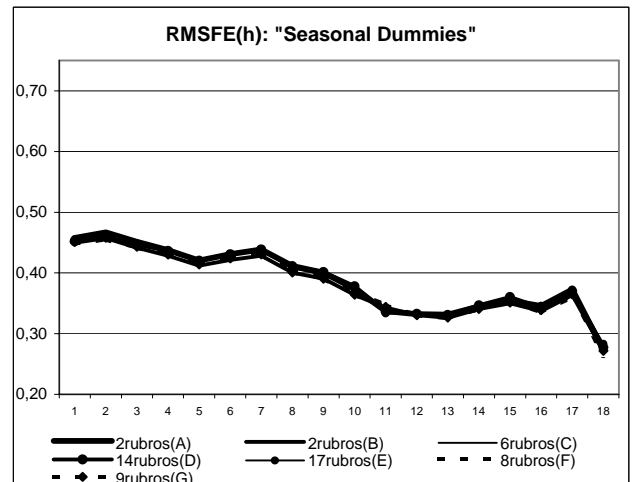
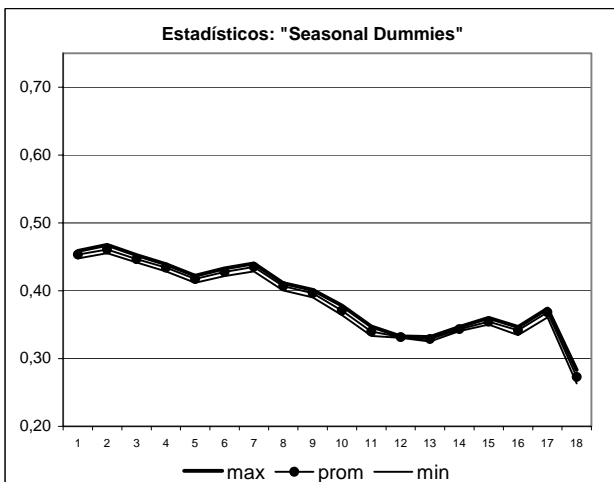
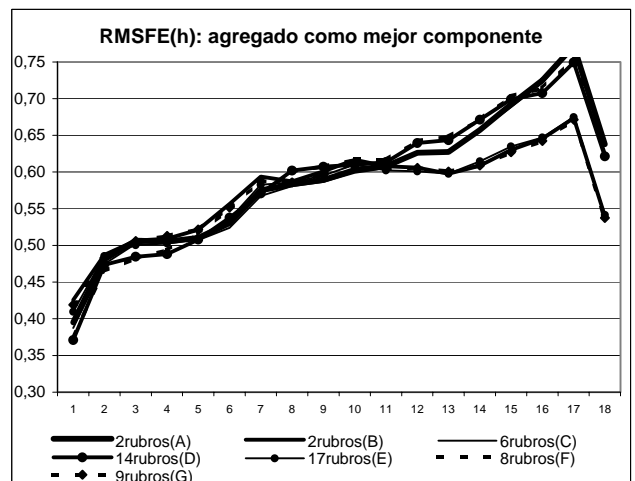
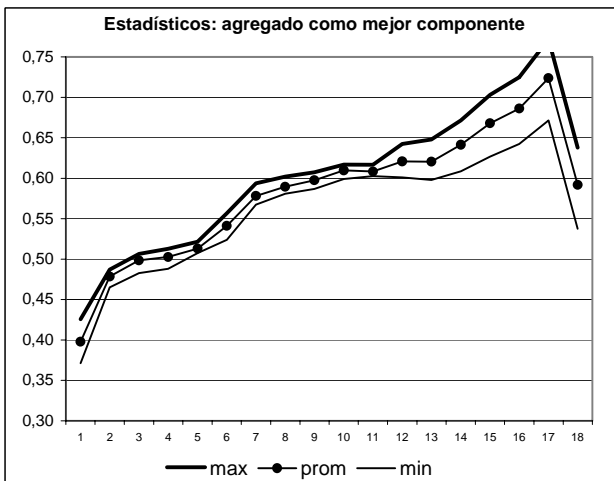
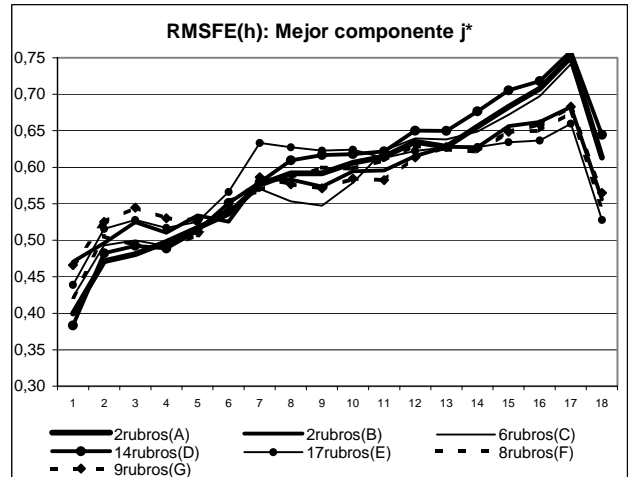
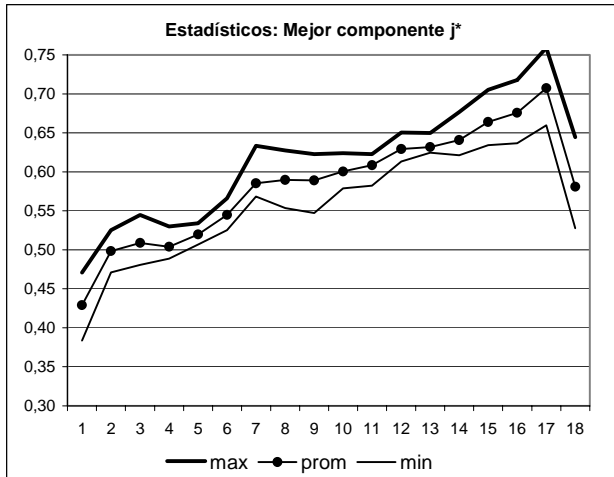


Gráfico E6B

COMPARATIVOS RMSFE(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (22 obs. para h=1)

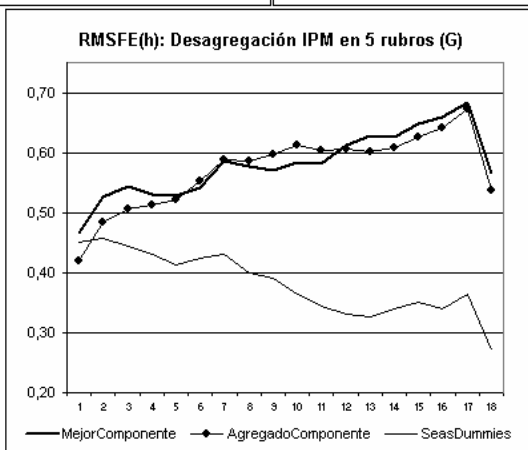
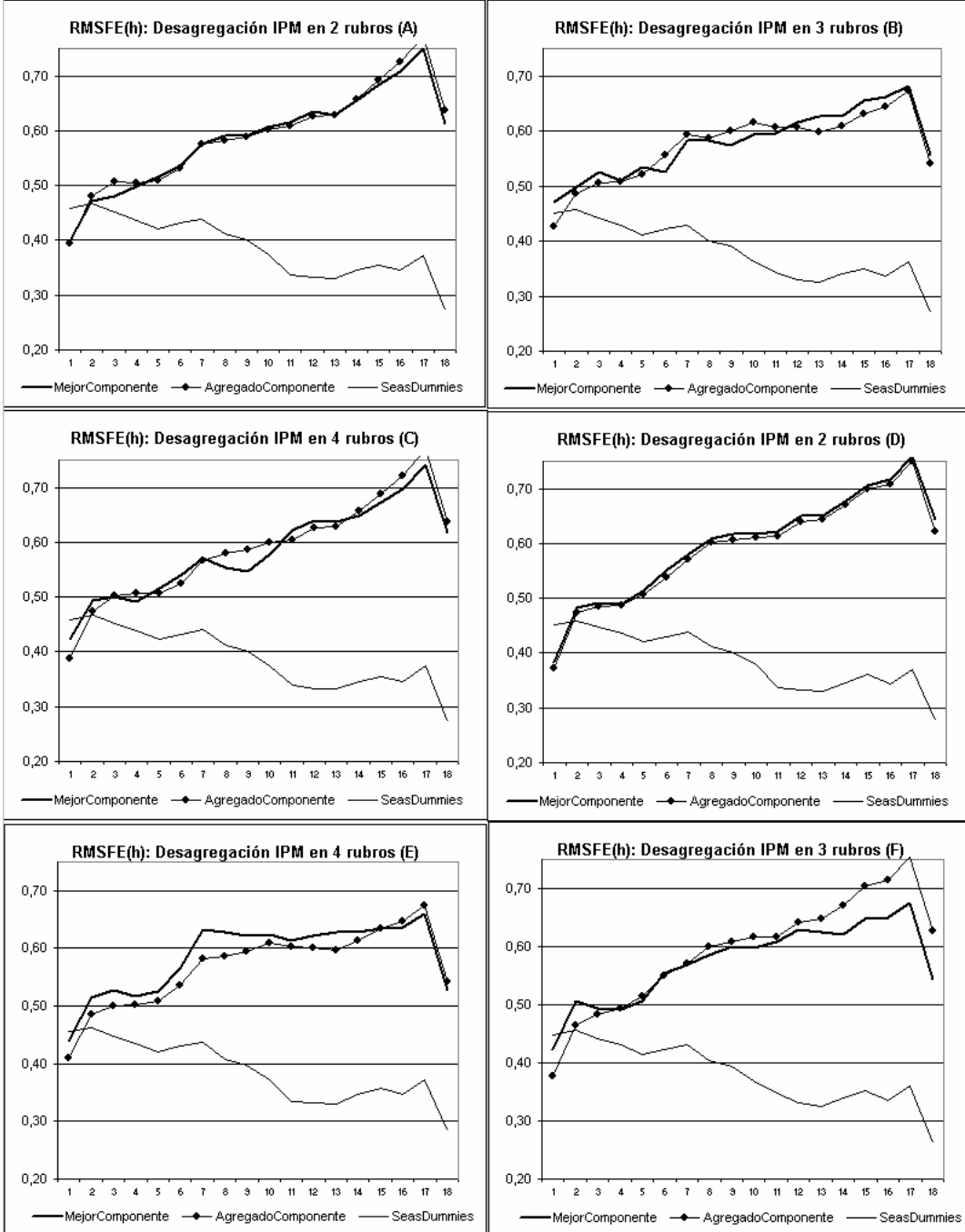


Gráfico E7B

COMPARATIVOS BIAS(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (22 obs. para h=1)

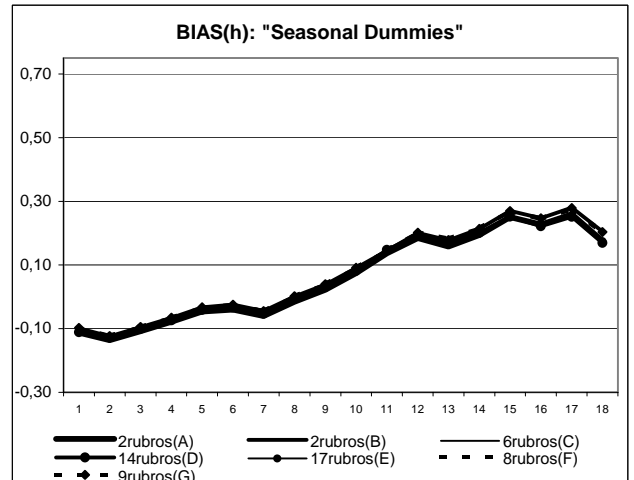
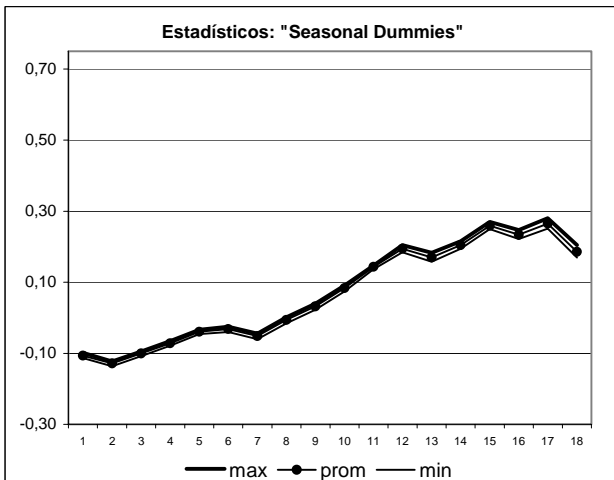
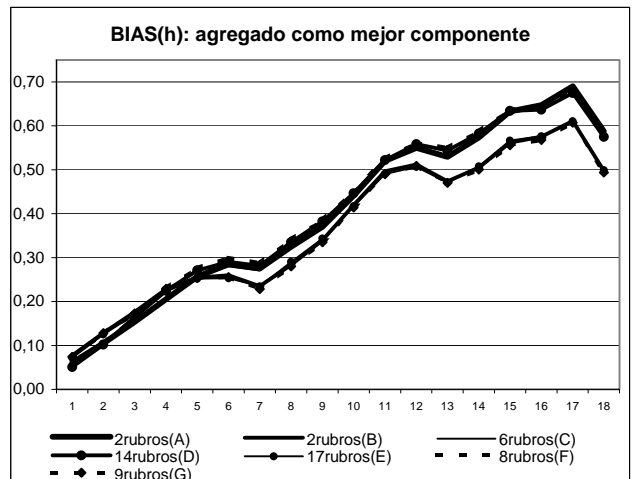
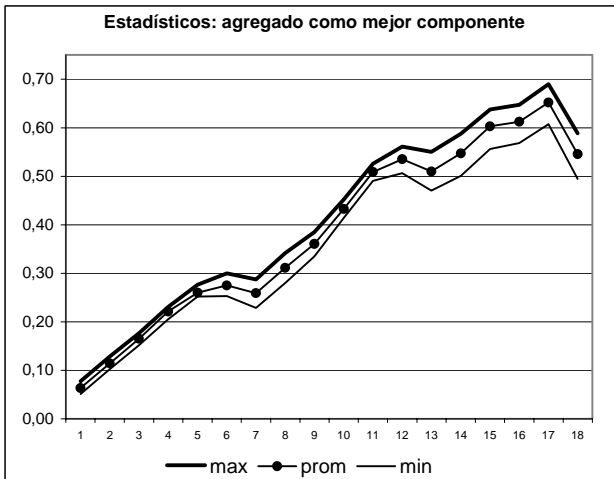
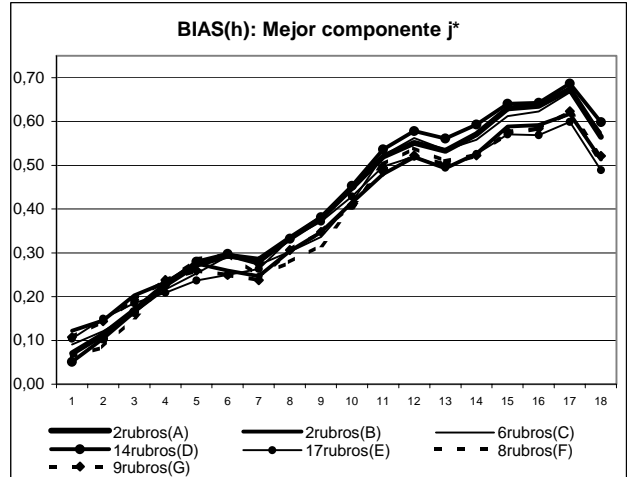
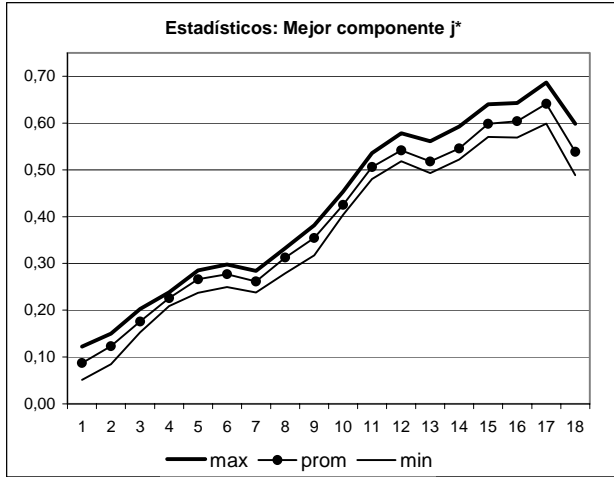


Gráfico E8B

COMPARATIVOS BIAS(h) DE LA INFLACIÓN IPM: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (22 obs. para h=1)

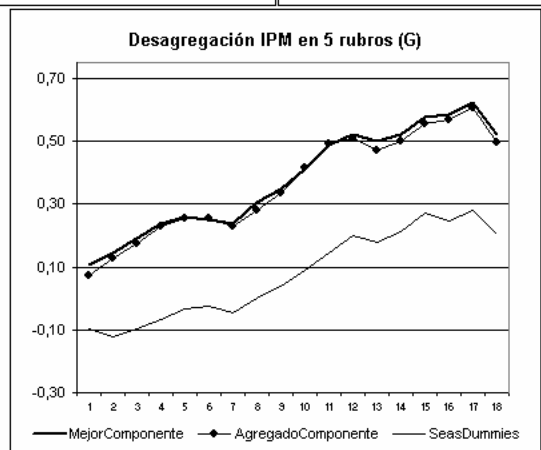
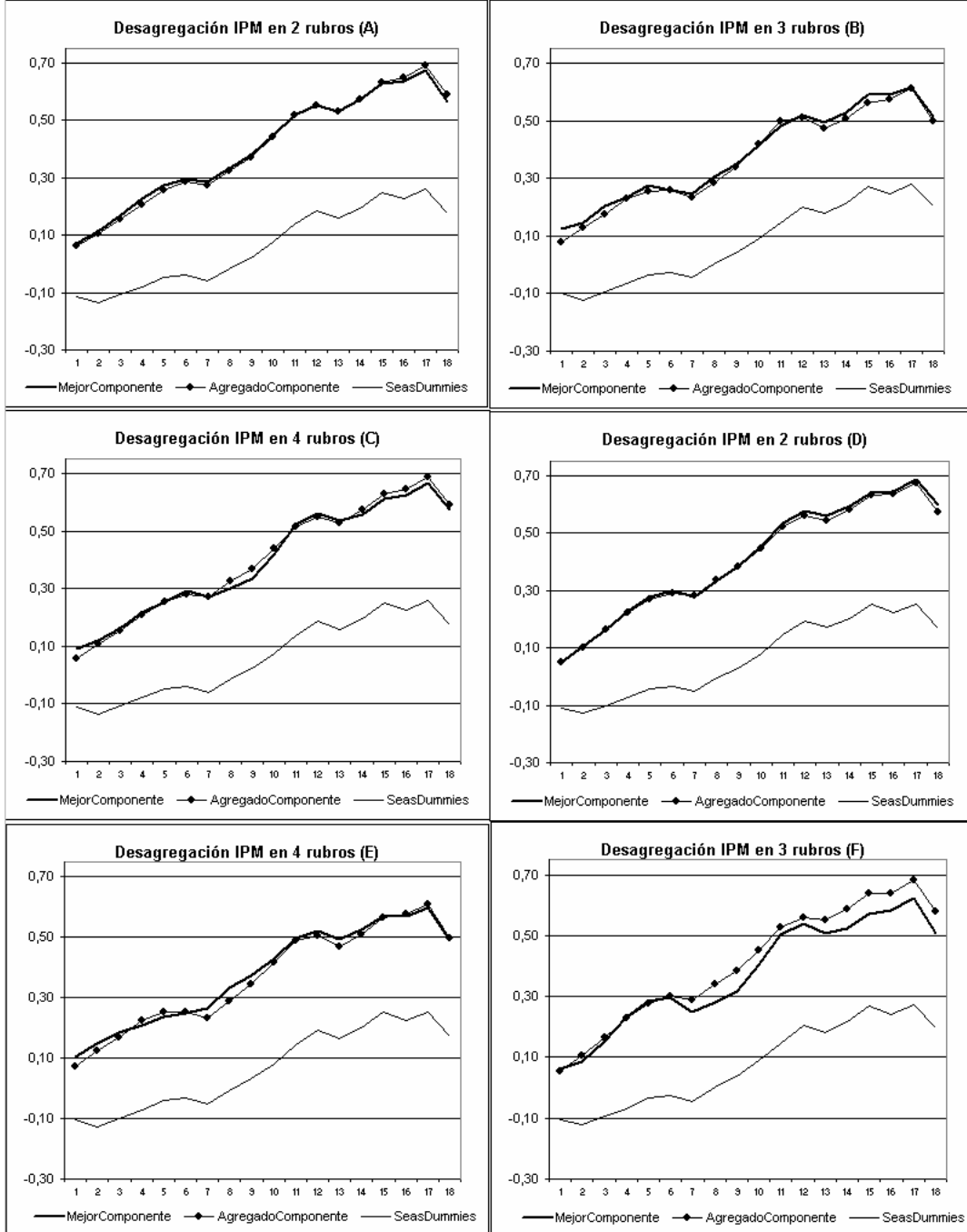


Gráfico E1C

COMPARATIVOS RMSFE(h) DEL CRECIMIENTO DEL PBI: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (12 obs. para h=1)

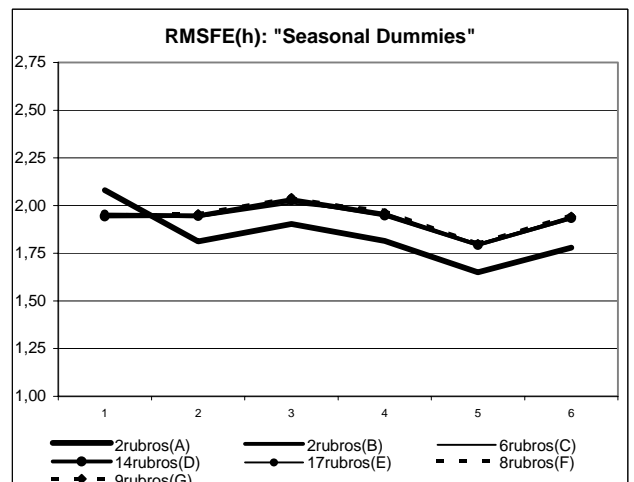
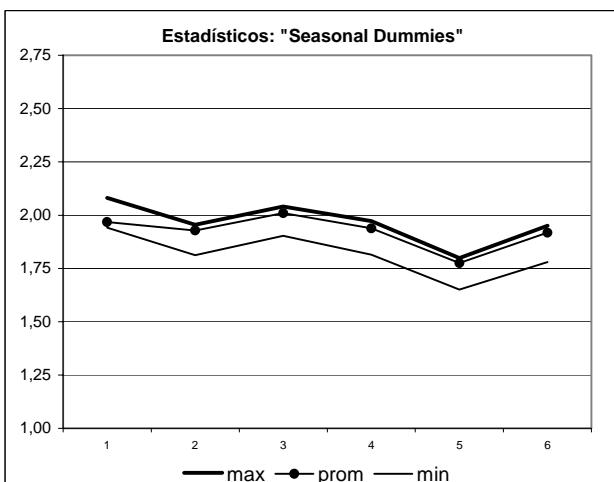
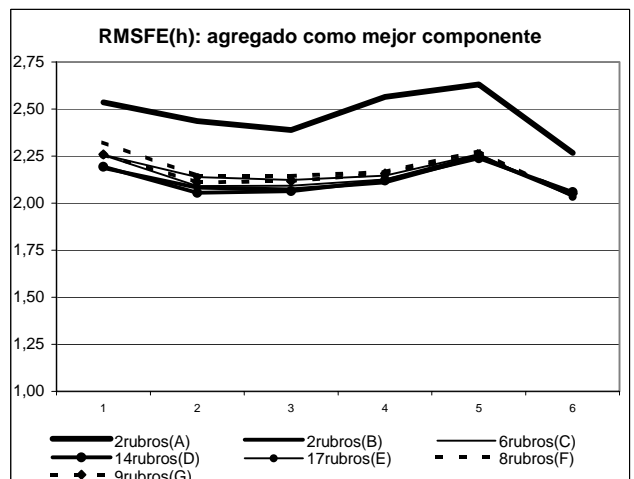
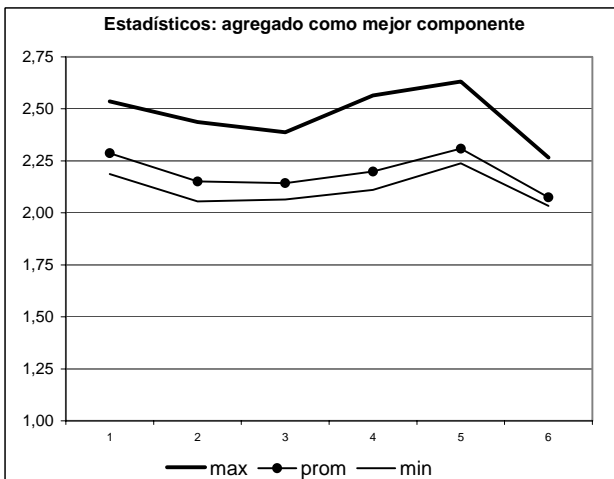
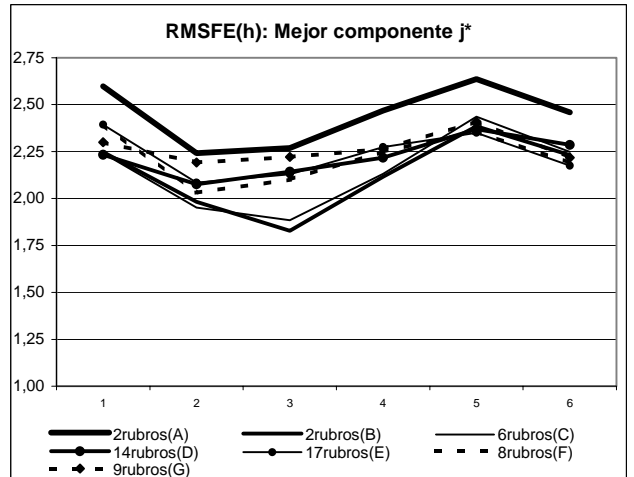
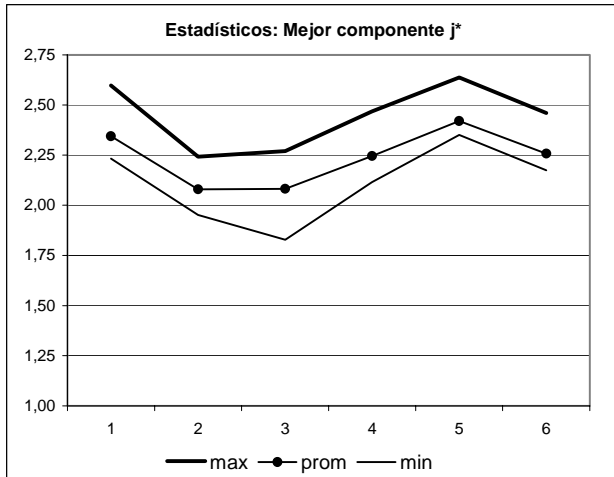


Gráfico E2C

COMPARATIVOS RMSFE(h) DEL CRECIMIENTO DEL PBI: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (12 obs. para h=1)

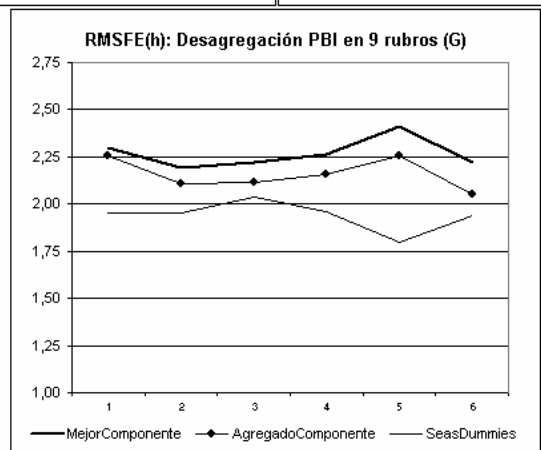
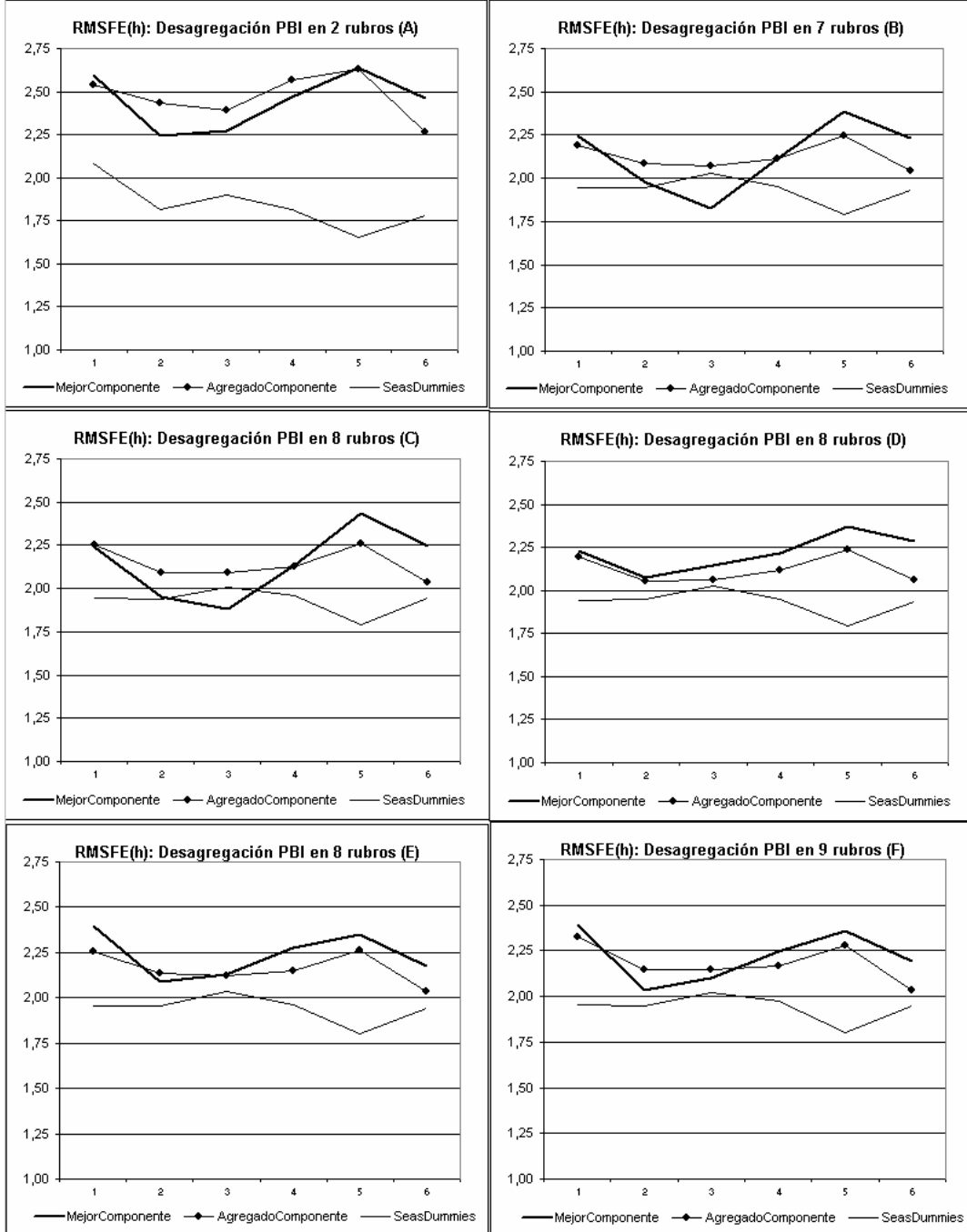


Gráfico E23C

COMPARATIVOS BIAS(h) DEL CRECIMIENTO DEL PBI: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (12 obs. para h=1)

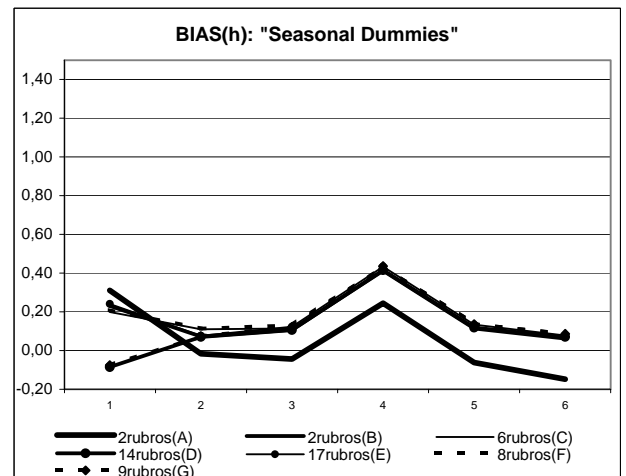
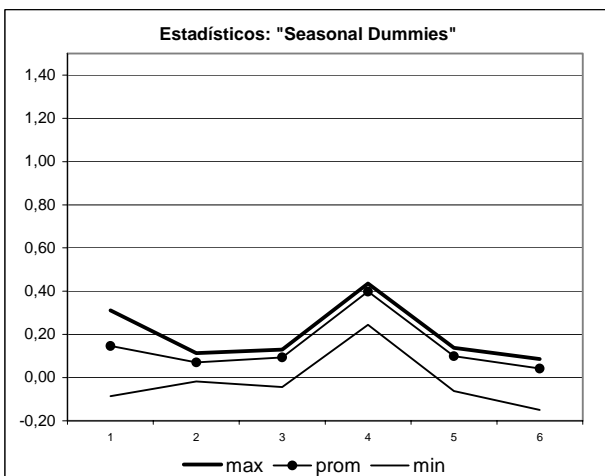
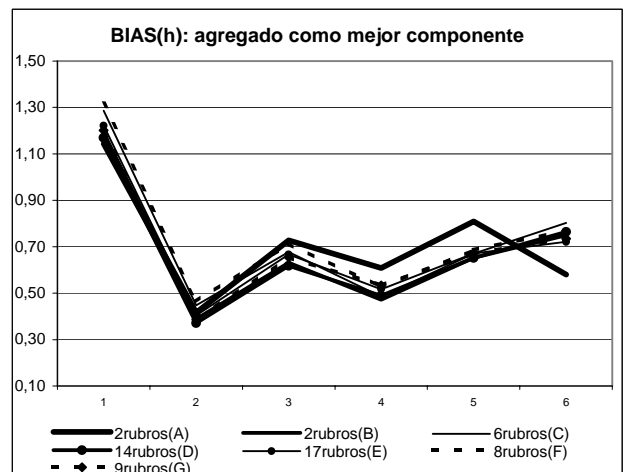
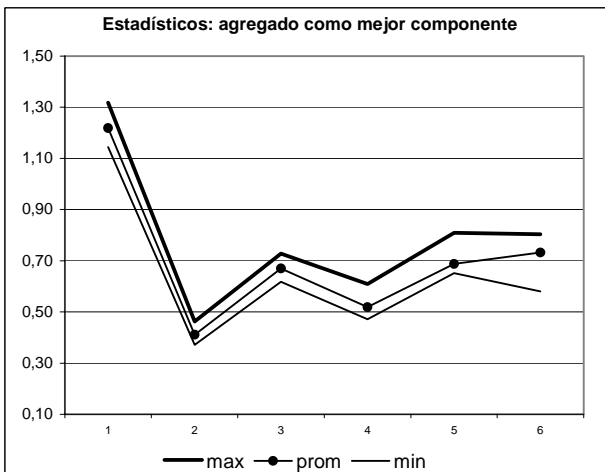
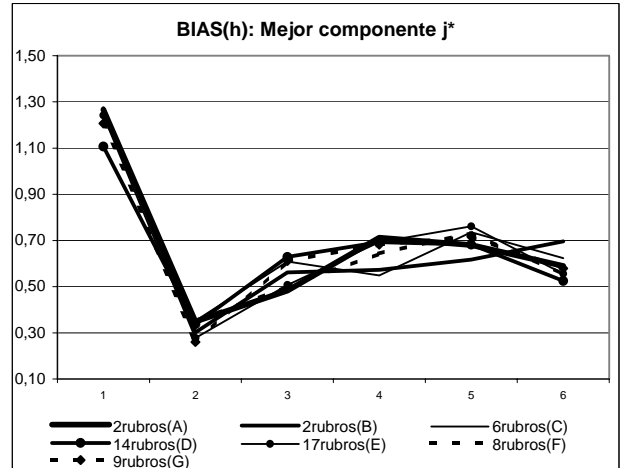
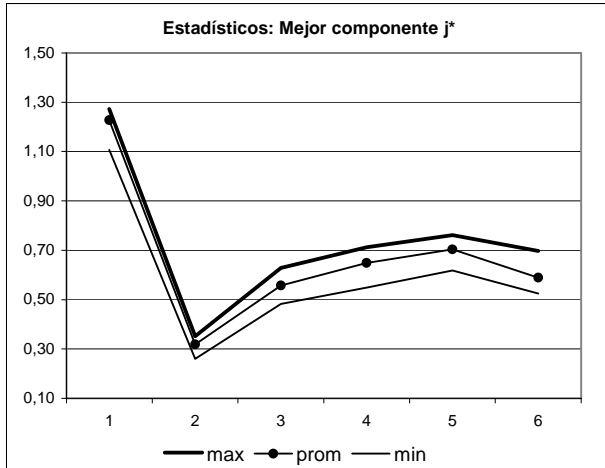


Gráfico E4C

COMPARATIVOS BIAS(h) DEL CRECIMIENTO DEL PBI: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (12 obs. para h=1)

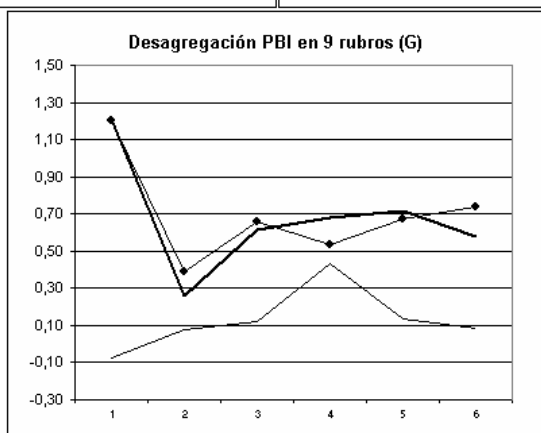
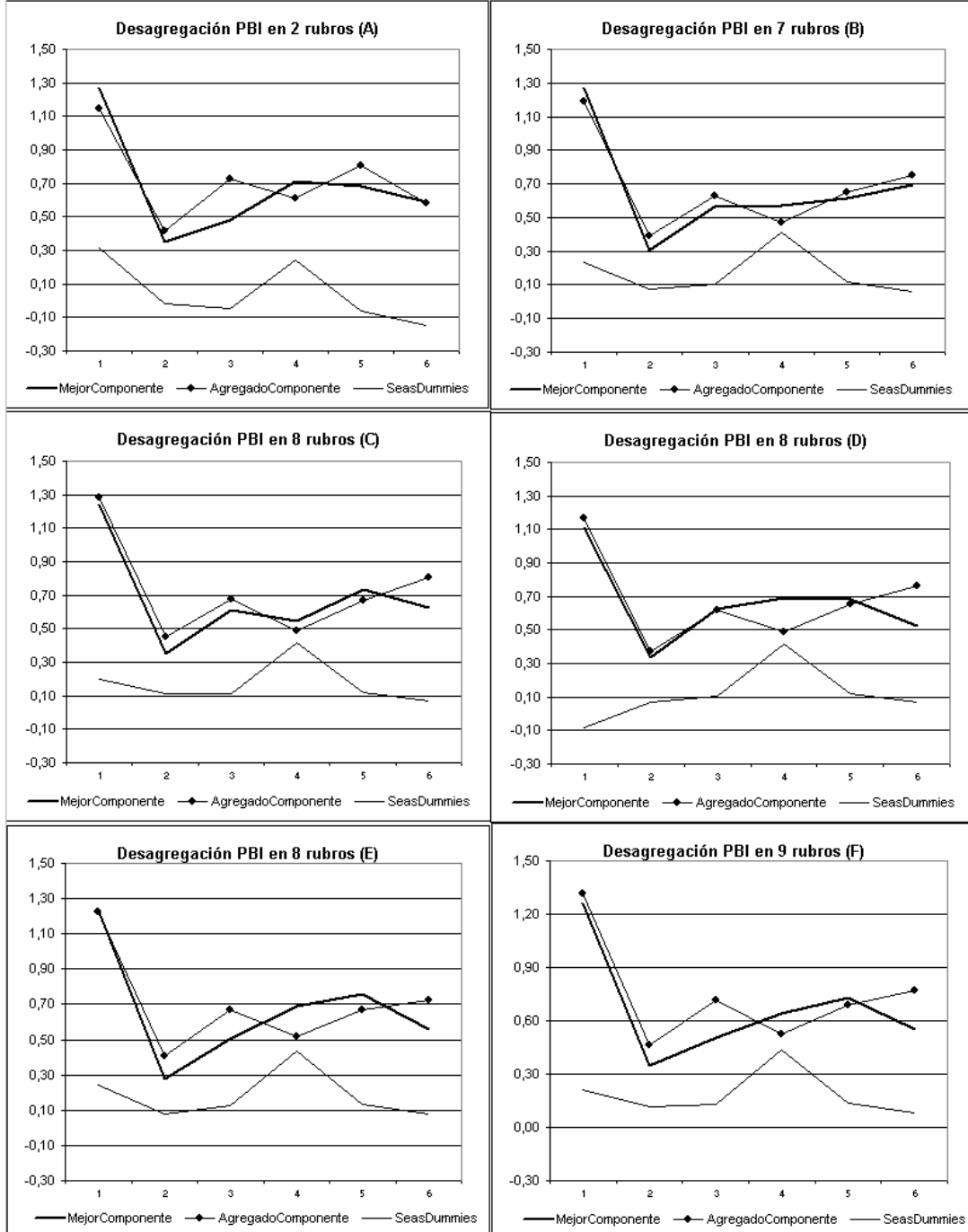


Gráfico E5C

COMPARATIVOS RMSFE(h) DEL CRECIMIENTO DEL PBI: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (24 obs. para h=1)

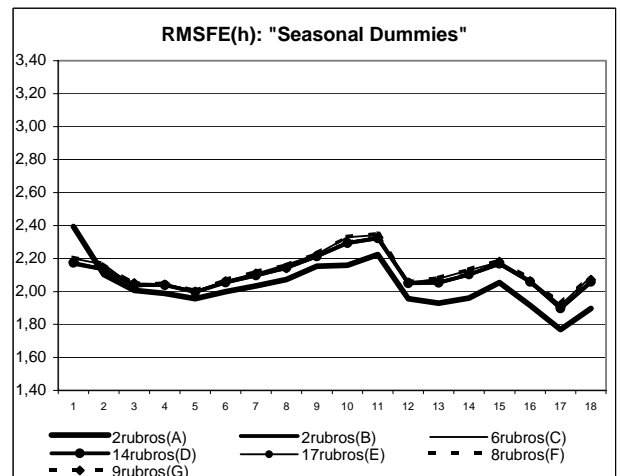
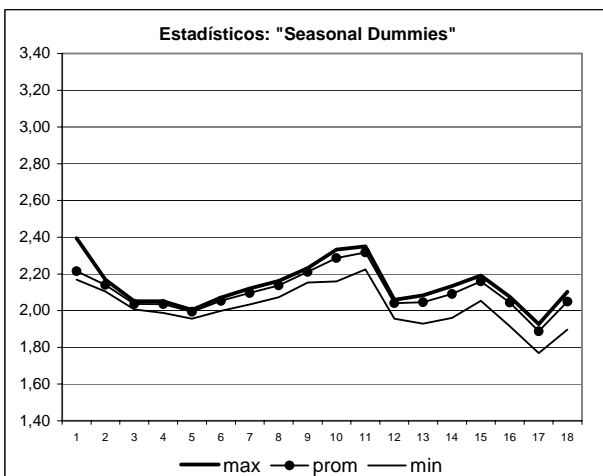
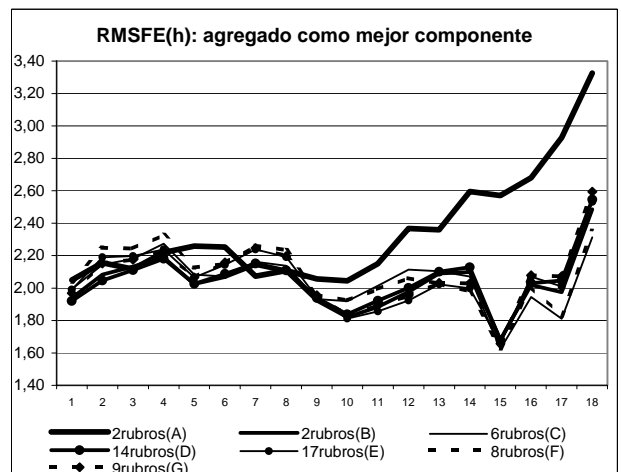
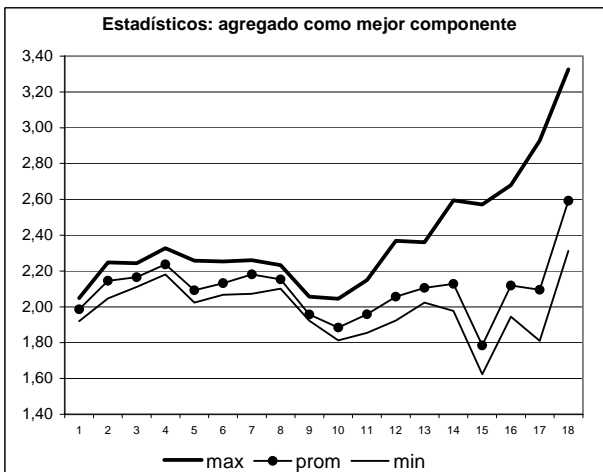
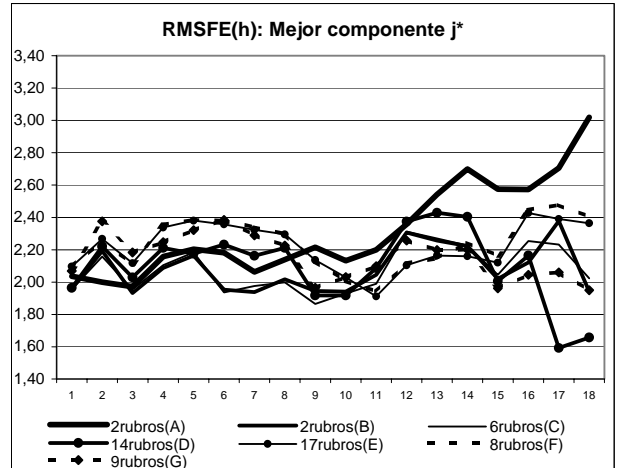
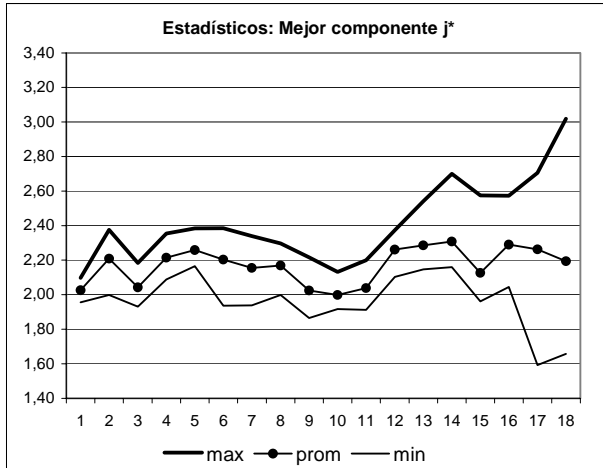


Gráfico E6C

COMPARATIVOS RMSFE(h) DEL CRECIMIENTO DEL PBI: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (24 obs. para h=1)

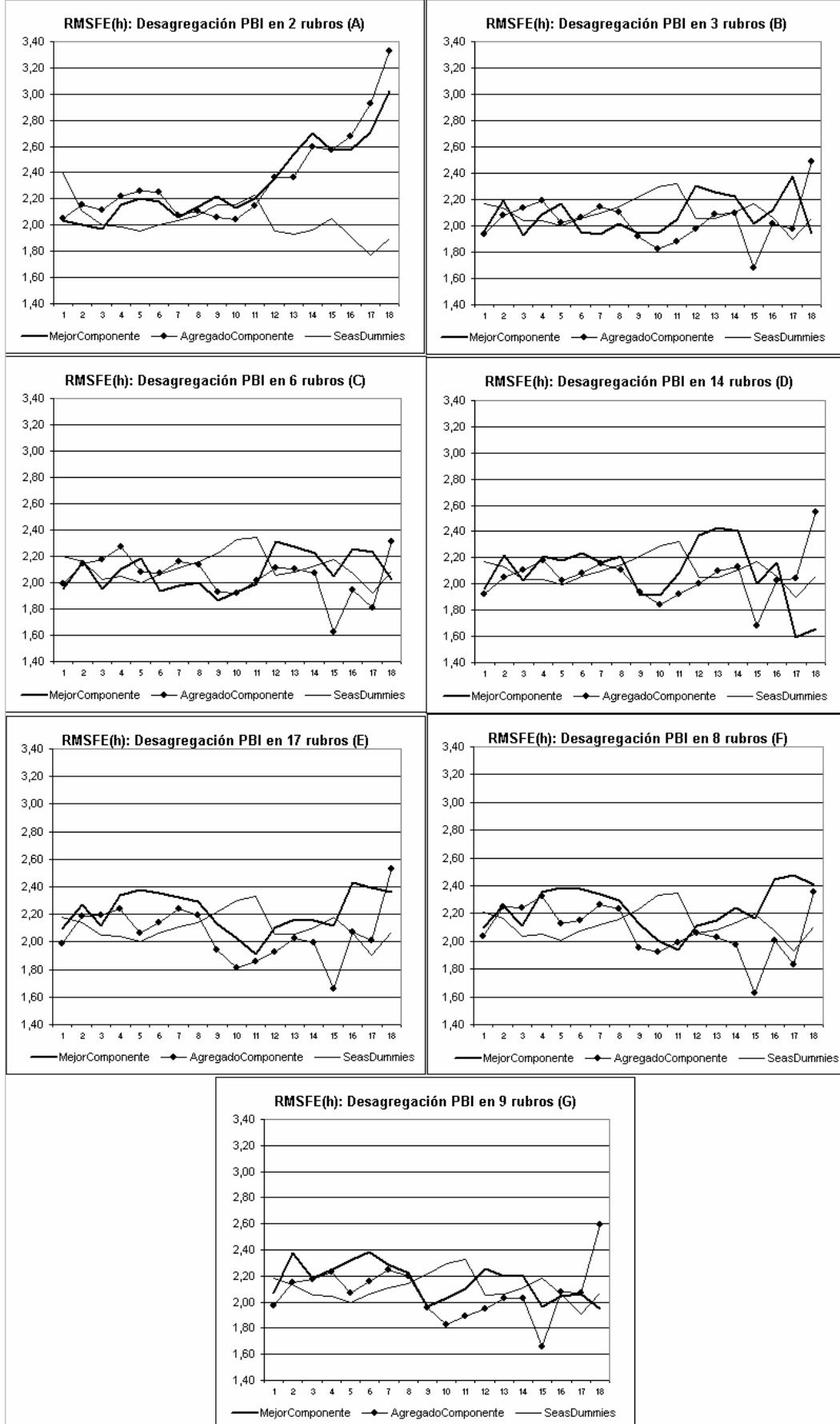


Gráfico 15
COMPARATIVOS BIAS(h) DEL CRECIMIENTO DEL PBI: SEGÚN EL TIPO DE MODELOS (24 obs. para h=1)

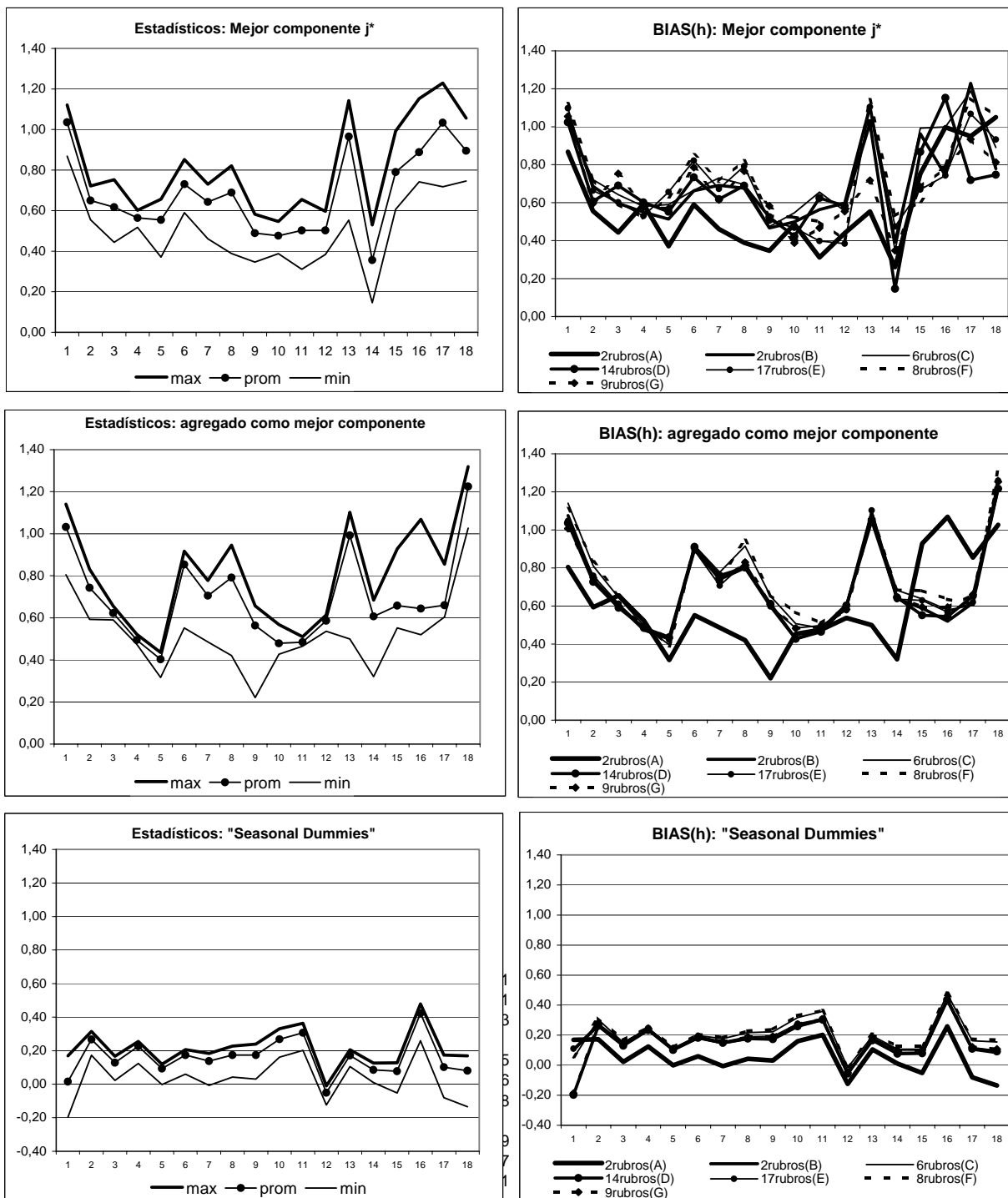
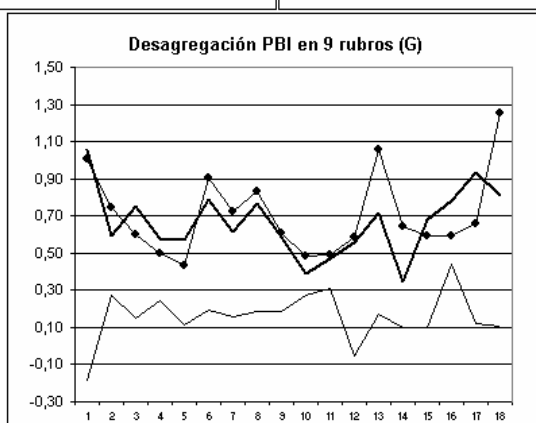
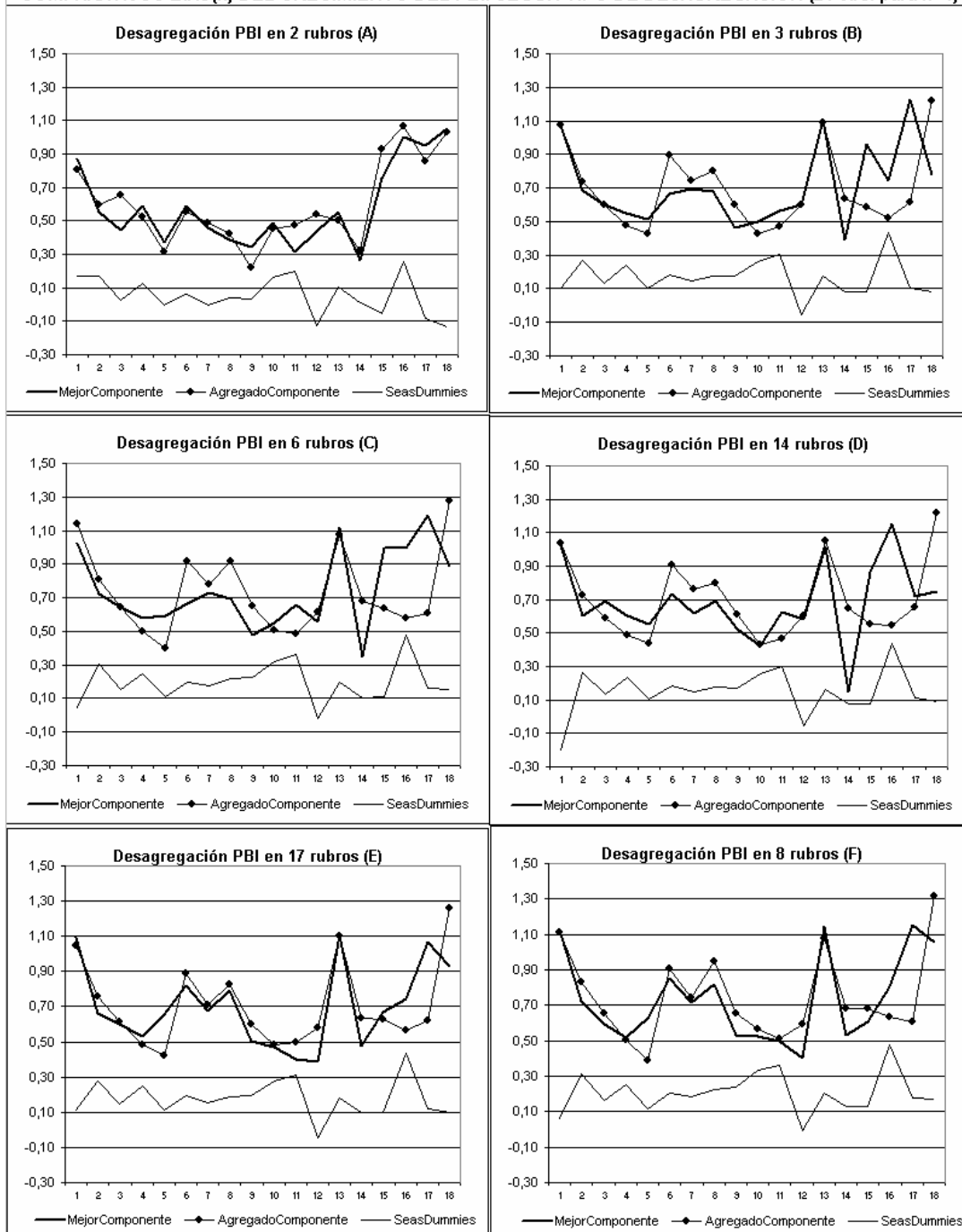


Gráfico 16

COMPARATIVOS BIAS(h) DEL CRECIMIENTO DEL PBI: SEGÚN TIPO DE DESAGREGACIÓN (24 obs. para h=1)



Anexo F: Modelos *Sparse*VAR con parámetros cambiantes

Una clase de modelos alternativo para cada componente i corresponde a los procesos auto-regresivos con parámetros cambiantes o TVAR. La flexibilidad de estos modelos permite estudiar series globalmente no estacionarias mediante cambios en su estructura estocástica, localmente estacionaria (ver referencias en Kitagawa & Gersch (1996)).

Una serie temporal x_t que sigue un proceso TVAR de orden p , TVAR(p), puede expresarse como

$$y_t = \sum_{i=1}^p \phi_{t,i} y_{t-i} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (0)$$

donde el subíndice t indica que los coeficientes $\phi_t = (\phi_{t,1}, \phi_{t,2}, \dots, \phi_{t,p})'$ varían con el tiempo. Las innovaciones ε_t tienen media cero, son independientes y gaussianos, con una varianza σ_t^2 que también puede variar con el tiempo¹⁰.

Si la estructura estocástica aludida (los parámetros ϕ_t) en cada periodo t es tal que el proceso resulta localmente estacionario, son los cambios en los parámetros en el tiempo los que permiten representar la no estacionariedad global. Para especificar estos cambios, podemos postular que los parámetros evolucionan como caminadas aleatorias,

$$\phi_t = \phi_{t-1} + \xi_t \quad \xi_t \sim N(0, W_t) \quad (1)$$

Una representación espacio-estado de este modelo considera a (1) como la ecuación de transición, mientras que la ecuación de observación puede obtenerse re-escibiendo (0) como

¹⁰ Estos modelos con parámetros cambiantes favorecen una mejor modelación de la media condicional así como la estimación robusta de una varianza condicional constante. Además, estimar una varianza cambiante en el tiempo resulta computacionalmente más costoso. Si ello no fuera suficiente y se desea modelar la varianza como variable en el tiempo, sólo es necesario considerar una caminata aleatoria con término constante no nulo y en términos logarítmicos, $\log(\sigma_t^2) = \log(\delta) + \log(\sigma_{t-1}^2) + \eta_t$, $\eta_t \sim \text{Beta}(a_t, b_t)$.

$$y_t = x_t \phi_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (2)$$

donde $x_t = (y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p})$. Este es el modelo de regresión con parámetros cambiantes, cuyos regresores corresponden a variables predeterminadas (ver Kim & Nelson (1999), capítulo 3). La ventaja de esta representación es que podemos incluir los rezagos de otras variables z además de los rezagos de y redefiniendo $x_t = (y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, z_{t-1}, \dots, z_{t-p})$ con la correspondiente ampliación de los parámetros en ϕ_t ¹¹.

¹¹ Esta representación es bastante apropiada para realizar una selección de variables mediante criterios de información. La forma DLM de West & Harrison (1997) es una representación alternativa.

Documentos de Trabajo publicados Working Papers published

La serie de Documentos de Trabajo puede obtenerse de manera gratuita en formato pdf en la siguiente dirección electrónica:

http://www.bcrp.gob.pe/Espanol/WPublicaciones/wpapers/DT_indice.htm

The Working Paper series can be downloaded free of charge in pdf format from:

<http://www.bcrp.gob.pe/Espanol/WPublicaciones/wpapers/index.htm>

2005

Noviembre\ November

DT N° 2005-006

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)

Carlos R. Barrera Chaupis

Marzo\ March

DT N° 2005-005

Crisis de Inflación y Productividad Total de los Factores en Latinoamérica

Nelson Ramírez Rondán y Juan Carlos Aquino.

DT N° 2005-004

Usando información adicional en la estimación de la brecha producto en el Perú: una aproximación multivariada de componentes no observados

Gonzalo Llosa y Shirley Miller.

DT N° 2005-003

Efectos del Salario Mínimo en el Mercado Laboral Peruano

Nikita R. Céspedes Reynaga

Enero\ January

DT N° 2005-002

Can Fluctuations in the Consumption-Wealth Ratio Help to Predict Exchange Rates?

Jorge Selaive y Vicente Tuesta

DT N° 2005-001

How does a Global disinflation drag inflation in small open economies?

Marco Vega y Diego Winkelreid