AA10324
BN: 186695

UCAB Universidad Católica ANDRÉS BELLO

VICERRECTORADO ACADÉMICO
ESTUDIOS DE POSTGRADO
ÁREA DE CIENCIAS ECONÓMICAS
PROGRAMA: ECONOMÍA APLICADA

TRABAJO DE GRADO DE MAESTRÍA

PRONÓSTICOS DE CORTO PLAZO DE LA ACTIVIDAD ECONÓMICA EN VENEZUELA: UNA APLICACIÓN DE MODELOS FACTORIALES CON DATOS DE FRECUENCIAS MIXTAS.

Presentado por
Danyira Mildred Pérez Rivas

Para optar al título de Magíster en Economía Aplicada

Tutor:
MSc. Marcos Antonio Torres Kaliwoszka

Caracas, Junio 2017

CONTENIDO

ÍNDICE DE TABLAS..... *i*
ÍNDICE DE GRÁFICOS..... *i*
RESUMEN..... 4
INTRODUCCIÓN..... 5
CAPÍTULO I. EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN
1.1 Planteamiento del problema..... 7
1.2 Objetivos de la Investigación..... 10
1.3 Justificación e importancia de la investigación..... 11
CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO
2.1 Evolución de las técnicas de pronóstico..... 13
2.2 Principios basados en el desempeño de los pronósticos..... 16
2.2.1 el rol de los modelos causales..... 16
2.2.2 Raíces unitarias y cointegración..... 16
2.2.3 Selección de modelos y minería de datos..... 17
2.2.4 El rol de la simplicidad en la elaboración de pronósticos..... 17
2.2.5 Evaluación de pronósticos..... 17
2.3 Antecedentes de la Investigación..... 19
2.4 Enfoque teórico de las regresiones MIDAS..... 24
2.4.1 El Modelo..... 24
2.4.2 El *Nowcasting*..... 25
2.5 Glosario de términos..... 27
CAPÍTULO II. MARCO METODOLÓGICO
3.1 Nivel y diseño de la investigación..... 28
3.2 Metodología Econométrica..... 29
3.2.1 Análisis de Componentes Principales..... 29
3.2.2 Modelo FAMIDAS..... 31
3.2.3 Modelo *Benchmark*..... 32
3.3 Descripción de los datos..... 35
CAPÍTULO IV. ANÁLISIS DE RESULTADOS
4.1 Estimación FAMIDAS..... 38
4.1.1 Cálculo de los factores..... 38
4.1.2 *Now-casting* de la tasa de crecimiento del PIB real..... 40
4.2 Estimación del Modelo *Benchmark*..... 43
4.3 Evaluación y comparación de los pronósticos: FaMIDAS - Modelo *Benchmark*..... 44
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES..... 45
APÉNDICE A..... 48
APÉNDICE B..... 51
APÉNDICE C..... 54
APÉNDICE D..... 56
APÉNDICE E..... 58
ANEXO ESTADÍSTICO..... 59
BIBLIOGRAFIA..... 68

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla N° 1. Factores estáticos obtenidos con Análisis de Componentes Principales (ACP). 39
Tabla N° 2. Medidas de evaluación de pronóstico. Estimación FaMIDAS..... 41
Tabla N° 3. Medidas de evaluación de pronóstico. Estimación FaMIDAS G8..... 42
Tabla N° 4. Medidas de evaluación de pronósticos. FaMIDAS – Modelo *benchmark*..... 44

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico N° 1. Producto Interno Bruto. Período I 2004 – III 2015 (Precios constantes de 1997)..... 36
Gráfico N° 2. Disponibilidad de la información estadística y estructura de pronóstico FaMIDAS del tipo *nowcast*..... 37
Gráfico N° 3. Tasa de crecimiento del PIB y factores estáticos. Modelo FaMIDAS G8..... 40

UCAB Universidad Católica ANDRÉS BELLO

VICERRECTORADO ACADÉMICO
ESTUDIOS DE POSTGRADO
ÁREA DE CIENCIAS ECONÓMICAS
PROGRAMA: ECONOMÍA APLICADA

PRONÓSTICOS DE CORTO PLAZO DE LA ACTIVIDAD ECONÓMICA EN VENEZUELA: UNA APLICACIÓN DE MODELOS FACTORIALES CON DATOS DE FRECUENCIAS MIXTAS.

AUTOR: Danyira Mildred Pérez Rivas
TUTOR: Marcos Antonio Torres Kaliwoszka
AÑO: 2017

RESUMEN

En esta investigación se evalúa y compara el desempeño de los modelos Factoriales con Datos de Frecuencias Mixtas (FaMIDAS), con metodologías tradicionales de series temporales en la elaboración de pronósticos de corto plazo de la actividad económica en Venezuela. Para ello, se utiliza la metodología FaMIDAS en dos etapas propuesta por Giannone *et al.* (2005). La primera etapa consiste en calcular los factores estáticos a partir de un conjunto de indicadores integrado por 30 series de frecuencia mensual, utilizando Análisis de Componentes Principales (ACP). La segunda etapa, es la estimación y pronóstico de tipo *Nowcast* de la tasa de crecimiento del PIB. Para la estimación se seleccionó el período I 2004 – III 2015, considerando 20 trimestres a partir del I 2011 para la evaluación de los pronósticos. Como modelo de comparación o *benchmark*, se estimó un modelo ARIMA, utilizando el mismo período mencionado para la estimación y el pronóstico. Los principales hallazgos muestran que los modelos FaMIDAS presentan ventajas significativas en cuanto a precisión de los pronósticos en relación con el modelo *benchmark,* exhibiendo menores medidas de evaluación para los diferentes horizontes de pronóstico considerados y las distintas combinaciones de factores utilizadas en la estimación.

Palabras clave: *Now-casting,* pronósticos de actividad económica, factores estáticos, análisis de componentes principales, datos de distintas frecuencias, FaMIDAS.

INTRODUCCIÓN

Las autoridades de un país requieren de información oportuna para la toma de decisiones en materia de política económica. Por esta razón, la monitorización de las variables macroeconómicas y la elaboración de proyecciones sobre el comportamiento de éstas en el corto y mediano plazo constituyen una labor fundamental.

En la práctica, la elaboración de pronósticos sobre variables macroeconómicas no es una tarea sencilla. Esto, debido a la diferencia de frecuencias y rezagos en la publicación de la información estadística, las dificultades inherentes al proceso de agregación de datos y la existencia de información no balanceada.

En la literatura econométrica reciente, es posible encontrar distintas técnicas para abordar este tipo de dificultades. Una de ellas, es la metodología de Datos de Frecuencias Mixtas (MIDAS), desarrollada por Ghysels *et al* (2002) para aplicaciones financieras y empleada, luego, para el pronóstico de variables macroeconómicas (Clements & Galvao (2008), Winkelried (2012), Ferrara & Marsilli (2014)), (Kuzin *et al* (2009), Giannone *et al.* (2005), Marcellino & Schumacher (2010) y, Marsilli (2014)).

La metodología MIDAS, ha dado origen a una serie de modelos híbridos que combinan técnicas econométricas tradicionales con la utilización de conjuntos de información de grandes dimensiones y distintas frecuencias, entre ellos se encuentran los AR- MIDAS, VAR-MIDAS, GARCH-MIDAS y FaMIDAS, siendo estos últimos de interés fundamental en la presente investigación, debido a las bondades que presenta dicha metodología para la elaboración de pronósticos de variables reales.

Los modelos Factoriales con Datos de Frecuencias Mixtas (FaMIDAS), permiten utilizar conjuntos de información de grandes dimensiones y diferentes frecuencias de manera sencilla, guardando una estrecha relación con técnicas econométricas como el Análisis de Componentes Principales (ACP) y los modelos de rezagos distribuidos.

Los modelos FaMIDAS presentan ciertas ventajas con respecto a otras metodologías utilizadas a menudo para tratar las dificultades inherentes al conjunto de datos, como los modelos de espacio-estado. En primer lugar, los FaMIDAS son más sencillos en términos econométricos, pues son uniecuacionales y pueden ser estimados mediante métodos

lineales y no lineales. En segundo lugar, las estimaciones son más parsimoniosas, gracias a que el número de parámetros a estimar es menor. En tercer lugar, son flexibles y se adaptan fácilmente a la estructura de los datos, lo cual permite obtener, de forma más sencilla, pronósticos conforme a la información disponible.

La evidencia empírica presentada en los trabajos de Kuzin *et al.* (2009), Barhoumi *et al.* (2009), Marcellino & Schumacher (2010), muestran que, pese a que estos modelos suelen tener un buen desempeño para cualquier horizonte de pronóstico, se caracterizan por presentar un mejor desempeño en la elaboración de pronósticos de corto plazo.

Tomando en consideración lo anterior, el propósito de esta investigación es evaluar el desempeño de los modelos Factoriales con Frecuencias Mixtas FaMIDAS para la elaboración de pronósticos de corto plazo de la actividad económica en Venezuela y comparar los resultados con los pronósticos obtenidos mediante la implementación de metodologías tradicionales.

La utilización de la metodología FaMIDAS para el pronóstico de variables macroeconómicas constituye un avance con respecto a la manera tradicional de elaboración de pronósticos, pues permite el seguimiento permanente de los indicadores de interés empleando toda la información estadística disponible, siendo de gran utilidad para que las autoridades competentes en materia económica tengan a disposición herramientas para el seguimiento y evaluación de medidas de política.

El trabajo está estructurado de la forma siguiente: en la primera sección se plantea el tema y los objetivos de la investigación. En la segunda sección, se presenta el marco teórico y evidencia empírica relacionada con la aplicación de los modelos FaMIDAS en la elaboración de pronósticos de la actividad económica. Luego en la tercera sección, se presentan los aspectos metodológicos de la investigación. Por último, la cuarta sección incluye el cronograma de actividades y el esquema de contenido propuesto.

CAPÍTULO I. EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.

1.1 Planteamiento del problema

La elaboración de pronósticos para la toma de decisiones en materia de política económica requiere de la disponibilidad de información relevante y oportuna. Sin embargo, en la práctica existen algunos elementos relacionados con la información estadística que pueden generar dificultades al momento de estimar modelos econométricos con fines de pronóstico. Uno de ellos es la diferencia de frecuencias y rezagos en la publicación de las variables macroeconómicas.

En Venezuela, las principales variables o indicadores para la medición de la actividad económica tienen distintas frecuencias (por ejemplo, trimestral o mensual). Tal es el caso del Producto Interno Bruto, cuya frecuencia es trimestral y se publica, aproximadamente, cuarenta y cinco días luego de finalizado el trimestre respectivo, mientras que los indicadores sectoriales de frecuencia mensual (manufacturera, comercio y construcción) son publicados cuarenta y cinco días después de concluido el mes al cual están referidos.

La diferencia de frecuencias y rezagos en la publicación de las variables, a su vez genera algunas dificultades para la elaboración de pronósticos. La primera de ellas, es que en el análisis tradicional de series temporales, las variables de alta frecuencia (mensual) no pueden ser utilizadas directamente para pronosticar variables de baja frecuencia (trimestral), sin antes utilizar algún método de agregación de las variables de alta frecuencia (suma, promedio o valor de cierre). Esta agregación, en algunos casos, supone pérdidas de información relevante.

Otro elemento a considerar es que no siempre se cuenta con toda la información necesaria de los indicadores de alta frecuencia para pronosticar la variable de baja frecuencia para un período particular, dando origen a conjuntos de información no balanceada o datos faltantes. Por último, la información publicada suele ser sometida a revisión o correcciones lo cual puede generar distorsiones en el análisis realizado.

En años recientes, la literatura sobre pronósticos ha avanzado en el tratamiento econométrico de este tipo de dificultades asociados al conjunto de información utilizada.

Uno de estos avances es la metodología de Datos de Frecuencias Mixtas (MIDAS), desarrollada por Ghysels *et al* (2002) para el pronóstico de series financieras y que ha sido empleada en investigaciones recientes para el pronóstico de variables macroeconómicas (Clements & Galvao (2008), Winkelried (2012), Ferrara & Marsilli (2014)).

De los modelos MIDAS, se han derivado una serie de metodologías *híbridas,* que combinan diversas técnicas econométricas tradicionales con la incorporación de conjuntos de información de grandes dimensiones y distintas frecuencias (Kuzin *et al* (2009), Giannone *et al.* (2005), Marcellino & Schumacher (2010) y Marsilli (2014)), siendo una de ellas la metodología FaMIDAS.

Los modelos Factoriales con Datos de Frecuencias Mixtas (FaMIDAS), permiten utilizar conjuntos de información de grandes dimensiones y diferentes frecuencias de manera sencilla, guardando una estrecha relación con técnicas econométricas como el Análisis de Componentes Principales (ACP) y los modelos de rezagos distribuidos.

Los modelos FaMIDAS presentan ciertas ventajas con respecto a otras metodologías utilizadas, a menudo, para tratar las dificultades inherentes al conjunto de datos, como los modelos de espacio – estado. En primer lugar, los FaMIDAS son más sencillos en términos econométricos, pues son uniecuacionales y pueden ser estimados utilizando tanto métodos lineales como no lineales. En segundo lugar, las estimaciones son más parsimoniosas, debido a que el número de parámetros a estimar es menor. En tercer lugar, son flexibles y se adaptan fácilmente a la estructura de los datos, permitiendo obtener de forma más sencilla pronósticos conforme a la información disponible. Dependiendo de esta estructura, es posible distinguir tres tipos de pronósticos: el *backast*, el *nowcast* y el *forecast.*

La evidencia empírica muestra que los modelos FaMIDAS tienen un buen desempeño para distintos horizontes de pronóstico, encontrándose una amplia literatura para el caso del *nowcast* o pronóstico en tiempo real (Barhoumi *et al.* (2009), Schumacher & Breitung (2008), Bánbura *et al.* (2010b) y Ferrara & Marsilli (2014)).

Investigaciones sobre pronósticos obtenidos mediante MIDAS y MF-VAR (Mixed Frequency Vector Autorregresive Models) como las de Kuzin *et al.* (2009) y Marcellino & Schumacher (2010), concluyen que en algunas circunstancias, la inclusión de

variables inobservables calculadas mediante filtros de Kalman, como en el caso de los MF-VAR, no genera ganancias en términos de precisión de los pronósticos. De igual manera, muestran que en el caso de los pronósticos del PIB para la Zona Euro estas metodologías más que ser sustitutivas son complementarias, pues los MF-VAR tienden a pronosticar mejor para horizontes extensos, mientras que los MIDAS pronostican mejor en el corto plazo.

Tomando en consideración lo anterior, el propósito de esta investigación es evaluar el desempeño de los Modelos Factoriales con Frecuencias Mixtas (FaMIDAS) para la elaboración de pronósticos de corto plazo de tipo *nowcast* de la actividad económica en Venezuela y comparar los resultados con los pronósticos obtenidos mediante la implementación de metodologías tradicionales de series temporales.

1.2 Objetivos de la Investigación

1.2.1 Objetivo General

Elaborar pronósticos de corto plazo de la actividad económica en Venezuela utilizando un Modelo Factorial con datos de Frecuencias Mixtas (FaMIDAS).

1.2.2 Objetivos Específicos

1.2.2.1 Elaborar pronósticos de tipo *nowcast* de la tasa de crecimiento trimestral del Producto Interno Bruto, utilizando un conjunto de indicadores de frecuencia mensual.

1.2.2.2 Evaluar los pronósticos de la tasa de crecimiento trimestral del PIB para un horizonte de 20 trimestres.

1.2.2.3 Comparar el desempeño de los pronósticos del PIB obtenidos utilizando la metodología FaMIDAS, con los pronósticos obtenidos mediante la implementación de metodologías tradicionales de series temporales (modelos Autorregresivos Integrados de Medias Móviles (ARIMA)).

1.3 Justificación e importancia de la investigación

Elaborar pronósticos precisos de los principales indicadores económicos de un país es de gran importancia para la toma de decisiones por parte de las autoridades competentes, siendo uno de los elementos de mayor relevancia la precisión de las estimaciones obtenidas.

En general, la precisión de los pronósticos depende, entre otros factores, de la disponibilidad de la información estadística, de la estructura de los datos y de la metodología empleada para su elaboración.

En este sentido, existen múltiples factores relacionados con la disponibilidad de la información estadística y la estructura de los datos (diferencias de frecuencias y rezagos en la publicación de las variables, presencia de conjuntos de información no balanceada, entre otros) que pueden generar incertidumbre y afectar de manera negativa la precisión de los pronósticos.

En la última década, la necesidad de obtener pronósticos más precisos y la evolución de las herramientas computacionales, han permitido el avance de las metodologías de estimación y predicción de variables e indicadores de interés. En particular, en el área de pronósticos de corto plazo o *nowcast* se han obtenido progresos sustanciales, siendo algunos ejemplos los modelos de frecuencias mixtas con factores dinámicos y estáticos (MF-VAR, FAVAR), modelos de espacio estado con frecuencias mixtas, ecuaciones Bridge y regresiones MIDAS (FaMIDAS, AR-MIDAS, U-MIDAS, GARCH-MIDAS, entre otros).

En materia de pronósticos macroeconómicos, estas metodologías han cobrado relevancia en los últimos años por tres principales razones.

En primer lugar, porque la obtención de proyecciones de alta frecuencia permite a los Bancos Centrales monitorizar los principales indicadores económicos y evaluar los efectos de la política monetaria, lo cual ha sido de gran importancia durante y después de la crisis financiera de 2007.

En la actualidad, diversos Bancos Centrales alrededor del mundo, tales como la Reserva Federal, el Banco Central Europeo y el Banco de Inglaterra, entre otros, emplean

los modelos FaMIDAS y metodologías similares para la elaboración de pronósticos de variables macroeconómicas, en especial aquellos que han adoptado el régimen monetario de metas de inflación. En América Latina, algunos de los Bancos centrales pioneros en la utilización de estas metodologías son el Banco de la Reserva del Perú, el Banco de la República de Colombia y el Banco de México. En el contexto de metas de inflación, la elaboración de pronósticos oportunos reviste especial relevancia, porque permite predecir variables claves como la inflación y el PIB con la finalidad de fijar o ajustar los instrumentos de política monetaria a medida que la inflación efectiva se aleja del objetivo fijado. De igual manera, la publicación continua de los pronósticos es un aspecto fundamental en este contexto, debido a que forma parte de las estrategias de transparencia y credibilidad de la autoridad monetaria, contribuyendo a mejorar las expectativas de los agentes económicos.

En segundo lugar, debido a que estas metodologías brindan la posibilidad de explotar la información contenida en conjuntos de datos de grandes dimensiones con facilidad. En tercer lugar, porque su desempeño predictivo suele ser superior al de metodologías tradicionales de series temporales.

En Venezuela, la aplicación de estos modelos se encuentra en una fase incipiente. La presente investigación representa una contribución en el sentido descrito, pese a las restricciones de acceso a la información requerida para la elaboración de las estimaciones y a la limitada cantidad de indicadores disponibles[1]. La utilización de la metodología FaMIDAS para el pronóstico de variables macroeconómicas constituye un avance con respecto a la manera tradicional de elaboración de pronósticos, pues permite el seguimiento permanente de los indicadores de interés empleando toda la información estadística disponible, siendo de gran utilidad para que las autoridades competentes en materia económica tengan a disposición herramientas para el seguimiento y evaluación de medidas de política.

[1] En especial, para el caso de los indicadores cualitativos (*soft*), tales como encuestas, opiniones, entre otros.

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

2.1 Evolución de las técnicas de pronóstico.

La elaboración de los primeros pronósticos de los cuales se tienen registros, se remonta los antiguos egipcios, quienes hacían pronósticos de las cosechas anuales considerando como principal variable el flujo del río Nilo en cada una de las estaciones del año (Hawkins, 2005), mientras que los primeros pronósticos del ciclo económico se atribuyen a Sir William Petty en el siglo XVII, los cuales sirvieron como base para estudios posteriores.

En lo que respecta a las herramientas utilizadas, el desarrollo de metodologías para la elaboración de pronósticos comenzó en Estados Unidos alrededor de 1910, cuya importancia se intensificó luego de la Gran Depresión. De acuerdo con Diebold (1998), los pronósticos macroeconómicos tal como se conocen hoy en día, son producto de la Revolución Keynesiana. Cabe resaltar que los primeros modelos se basaban en relaciones teóricas, razón por la cual también eran conocidos como modelos estructurales.

Luego de la publicación de la Teoría General de Keynes en 1936, los esfuerzos de los economistas de la época se concentraron en desarrollar técnicas para estimar y analizar modelos estructurales, dando origen a la necesidad de introducir técnicas estadísticas cada vez más sofisticadas para tal fin. Desde el punto de vista estadístico, fueron notables las contribuciones producto de los trabajos de Pearson (1924) y Fisher (1966).

En 1930, se creó *The Econometric Society*, como resultado de una conferencia anual donde se reunían representantes de otras organizaciones dedicadas a la investigación y publicación de artículos en las áreas de Economía, Estadística y Matemática, tales como *The American Economic Association*, *The American Statistical Association* y *The American Mathematical Society*. De igual manera, destacan los esfuerzos de la Comisión Cowles[2] durante 1940 y 1950, cuyo principal objetivo era identificar y estimar sistemas estocásticos de ecuaciones diseñados para aproximarse a los planteamientos macroeconómicos de la teoría Keynesiana. La propuesta de dicha comisión era interesante y sin precedentes, pues

[2] También llamada Comisión para la investigación en economía de la Universidad de Chicago

contaba con un gran número de investigadores, entre ellos: K. Arrow, G. Debreu, L. Hurwicz, L. Klein, T. Koopmans, F. Modigliani y H. Simon.

Desde 1930 hasta principios de la década de 1970, los modelos Keynesianos o estructurales para fines de pronóstico dominaron la palestra econométrica. Los macroeconomistas de la época intentaban darle explicación a los vacíos de la teoría Keynesiana relacionados con el comportamiento de los precios y el proceso de formación de expectativas, cuyos aportes al análisis económico estructural dieron origen a los Modelos de Equilibrio General Dinámico Estocástico, cuyo desarrollo se encuentra en los trabajos de Lucas & Prescott (1971), Lucas (1972), Sargent & Wallace (1975), Hansen & Sargent (1980), Kydland & Prescott (1982) y Prescott (1986).

Sin embargo, en paralelo otras corrientes de pensamiento desarrollaban los modelos no estructurales. Trabajos como los de Slutsky (1927) y Yule (1927) contienen los primeros avances relacionados con el pronóstico de series económicas y financieras empleando modelos no estructurales o ateóricos. Estos modelos eran llamados autorregresiones, pues el valor actual de una variable era expresado como un promedio ponderado de sus propios valores pasados más un *shock* aleatorio.

De acuerdo con Frisch (1933), el trabajo de Slutsky – Yule sentó las bases para formular la idea de mecanismos de "impulso" y "propagación" en modelos económicos dinámicos. En este sentido, también son notables algunos trabajos publicados en la década de 1930 por Wold (1938), Wiener (1930), Kolmogorov (1941) y Kalman (1960). Gracias a los avances y la versatilidad de las técnicas desarrolladas por estos autores, la estimación de pronósticos económicos no estructurales se popularizó a partir de la década de 1970.

El trabajo publicado por Box & Jenkins (1976) marcaría un antes y un después en la forma de elaborar pronósticos. La más importante contribución de los autores fue la creación de un marco de referencia para la elaboración de pronósticos no estructurales. Este marco de referencia consiste en la estimación, diagnóstico, evaluación y pronóstico univariante de series temporales. El trabajo de Box & Jenkins, fue el punto de partida de diversas investigaciones con aplicaciones al ámbito económico – financiero (Engle, (1982), Fama (1970, 1991, 1998) y LeRoy (1989)) y de las primeros trabajos sobre análisis

multivariante de series temporales (Sargan (1964), Granger (1969), Sims (1972), Granger (1981), Engle & Granger (1987)).

Desde finales de la década de los ochenta, el avance de la tecnología y la disponibilidad de herramientas computacionales permitieron el desarrollo de técnicas de análisis y pronóstico sofisticadas, tanto en el ámbito de los modelos estructurales como no estructurales. En relación con los primeros, se desarrollaron los modelos VAR estructurales a partir de los VAR no restringidos o ateóricos propuesto por Sims (1980). Entre las primeras contribuciones relacionadas con estos modelos pueden mencionarse los trabajos de Cooley & LeRoy (1985), Bernanke (1986), Blanchard & Watson (1984), Blanchard & Quah (1989), entre otros.

De igual manera, durante este período surgieron nuevas contribuciones relacionadas con los también modelos estructurales DSGE, mencionados en párrafos anteriores. Estos aportes están vinculados con la formulación, estimación y calibración de modelos DSGE no lineales, entre las cuales pueden mencionarse los trabajos de Kydland & Prescott (1996), Rust (1996) y Judd (1998).

A partir de la década de los noventa comenzaron a combinarse técnicas lineales y no lineales para la elaboración de pronósticos. La combinación de técnicas econométricas dio paso a fusiones interesantes con la finalidad de obtener pronósticos precisos y oportunos empleando conjuntos de información de grandes dimensiones y estructuras temporales de pronóstico diversas, las cuales cobraron gran relevancia luego de la crisis financiera de 2007. Algunas de estas técnicas son los Modelos de Ecuaciones *Bridge,* los MF-VAR, MIDAS y sus variantes (entre ellos los FaMIDAS), entre otros. Existe una amplia literatura al respecto, siendo representativos los aportes realizados por Ghysels *et al* (2002), Giannone *et al.* (2005), Kuzin *et al.* (2009)), Andreou *et al.* (2010), Clements & Galvao (2008), entre otros. En la última década estas metodologías, en su mayoría no estructurales, han sido ampliamente utilizadas en diversos Bancos Centrales para la elaboración de pronósticos en tiempo real, siendo el Banco Central de Inglaterra y el Banco Central Europeo pioneros en su implementación.

2.2 Principios basados en el desempeño empírico de los pronósticos.

Clements & Hendry (1998) argumentan que dependiendo de elementos como el período estudiado, el comportamiento de los datos, la selección del modelo, entre otros, pueden obtenerse resultados distintos en cuanto a los pronósticos. Estos elementos son relevantes y deben ser considerados en la práctica para la elaboración de proyecciones económicas, algunos de ellos se detallan a continuación.

2.2.1 El rol de los modelos causales en los pronósticos.

En ocasiones en las cuales las series utilizadas para la elaboración de pronósticos no presentan cambios determinísticos o sus equivalentes, se asume que el modelo especificado es el adecuado para pronosticar tanto dentro como fuera de la muestra. Sin embargo, el hecho de que en el pasado no hayan ocurrido cambios importantes no significa que en el futuro no ocurrirán eventos que generen cambios en las relaciones entre las variables. Por tanto, los autores señalan que los modelos causales utilizados para la elaboración de pronósticos fuera de la muestra deberían ser más adaptables a la ocurrencia de posibles cambios estructurales en el futuro.

2.2.2 Raíces unitarias y cointegración.

En la actualidad, el análisis de cointegración es una de las técnicas más utilizadas para remover fuentes de estacionariedad debidas a la presencia de tendencias estocásticas o procesos de raíz unitaria en la series (Hendry & Juselius, 2000). Por desdicha, la cointegración hace que los modelos sean vulnerables a los cambios en las medias de equilibrio. No obstante, existen diversas soluciones para contrarrestar los efectos de estos cambios sobre la precisión de los pronósticos. Al respecto, Clements & Hendry (1998), sugieren que ignorar la cointegración y utilizar las variables en diferencias puede ser beneficioso para la estimación si las medias de la relación cointegrante no son constantes. Por tanto, utilizar las variables en tasas de crecimiento puede ofrecer algunas ventajas para la estimación ante posibles cambios en las medias de equilibrio.

2.2.3 Selección de modelos y minería de datos

Clements & Hendry (1998) investigan el impacto de las estrategias de selección de modelos en el desempeño de los pronósticos. Los autores utilizan modelos restringidos y no restringidos para examinar procesos generadores de datos constantes y no constantes. Los resultados obtenidos muestran que se debe evitar sesgar los resultados en favor del modelo más sencillo por el hecho de que coincida con el proceso generador de datos.

2.2.4 El rol de la simplicidad en la elaboración de pronósticos.

Este apartado está relacionado con las implicaciones de la selección de modelos para la elaboración de pronósticos, donde no siempre los modelos sencillos son los que permiten obtener mejores resultados. Al respecto, Clements & Hendry (1998) argumentan que la capacidad de un modelo para obtener pronósticos precisos va a depender de su adaptabilidad a los cambios (tanto en el intercepto como en la tendencia) y no de su simplicidad.

Por otra parte, la obtención de pronósticos aceptables en términos de precisión no es un buen indicador para la selección de modelos para análisis de política económica y viceversa. En general, los modelos utilizados para el análisis se basan en la construcción de relaciones teóricas sobre el funcionamiento de la economía, mientras que los modelos utilizados para la obtención de pronósticos no siempre están fundamentados en dichas relaciones.

2.2.5 Evaluación de pronósticos.

La evaluación de pronósticos se basa, en especial, en el cálculo de criterios estadísticos que examinan los sesgos de los valores pronosticados y las varianzas. Sin embargo, en trabajos como los de Granger (2001) y Granger & Pesaran (2000a, 2000b) los autores señalan que la selección de modelos depende de los propósitos del pronóstico, por lo cual la decisión debe basarse en minimizar la función de pérdida y no solo en criterios estadísticos.

Un aspecto importante de la evaluación de pronósticos es medir o cuantificar la exactitud del pronóstico. Al respecto, Diebold & Kilian (2001) señala que el objetivo fundamental de la medición de la exactitud del pronóstico es la función de pérdida $L\left(y_{t+h}, y_{t+h,t}\right)$, que con frecuencia se restringe a $L\left(e_{t+h,t}\right)$, de esta manera la pérdida está vinculada con diversos pares de pronósticos realizados. Aparte de la forma de la función de pérdida, el horizonte de pronóstico, h, es de gran importancia.

Algunas medidas de exactitud de los pronósticos se describen a continuación. Estas medidas suelen estar basadas en los errores de pronóstico, $e_{t+h,t} = y_{t+h} - y_{t+h,t}$, o en los errores porcentuales, $p_{t+h,t} = (y_{t+h} - y_{t+h,t})/y_{t+h}$.

- **La varianza del error.**

  Mide la dispersión de los errores de pronóstico. En general, se prefiere un pronóstico cuyos errores tengan una varianza pequeña. Si bien, tanto el error medio y la varianza del error son componentes de la exactitud, ninguna de ellos produce una medida general de la misma.

  Las medidas más comunes de la exactitud general son:

- **Error Cuadrático Medio (ECM)**

  Es una medida que se encuentra relacionada con la suma de los residuos elevados al cuadrado y el coeficiente de bondad de ajuste o R^2. El modelo que minimiza el ECM es el que tiene la menor suma de los residuos al cuadrado y maximiza el R^2.

$$ECM = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n} e_i^{\,2}$$

- **Error Cuadrático Medio Porcentual (ECMP):** es la versión porcentual del error cuadrático medio,

$$ECMP = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n} p_i^{\,2}$$

- **Error Medio Absoluto (EMA).**

  Se define como el promedio de los errores absolutos. Es una de las medidas de evaluación de pronósticos más sencillas.

$$EMA = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n}|e_i|$$

- **Error Porcentual Medio Absoluto (EPMA)**

  También conocido como desviación promedio absoluta porcentual, mide la exactitud de un método para la construcción ajustada de valores de series temporales. Es la versión porcentual del EMA.

$$EPMA = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n}\frac{e_i}{y_i}x100$$

2.3 Antecedentes de la investigación.

En las últimas décadas, han surgido técnicas de pronóstico que permiten utilizar conjuntos de información de grandes dimensiones e incorporar datos no balanceados o de distintas frecuencias. Las más comunes consisten en la elaboración de regresiones tipo *bridge*, modelos de factores dinámicos, técnicas bayesianas y combinación de pronósticos (Stock y Watson, 2002a), con cuya aplicación es posible aprovechar toda la información disponible en cada momento del tiempo para la elaboración pronósticos.

Una de las metodologías más novedosas en este campo de estudio es MIDAS (*Mixed Data Sampling Regression Models*), desarrollada por Ghysels *et al* (2002) para obtener pronósticos en tiempo real de variables financieras y aplicada en investigaciones posteriores para pronosticar variables reales como el PIB (Clements & Galvao (2008), Andreou *et al* (2010), Winkelried (2012), Foroni *et al* (2012)).

La metodología MIDAS es una herramienta de pronóstico, por lo que las relaciones entre la variable explicada y los regresores no son modeladas bajo la consideración estricta de argumentos teóricos. Los modelos MIDAS comparten algunas características con el Modelo de Rezagos Distribuidos (ADL) propuesto por Almon (1965), pues la variable dependiente es función de los valores contemporáneos y rezagados de las variables explicativas.

El atractivo fundamental de esta metodología es que permite utilizar los valores actuales y rezagados de indicadores de distinta frecuencia para obtener pronósticos de la variable de interés en diferentes horizontes temporales.

En estos modelos, las variables pueden ser clasificadas de acuerdo a la frecuencia y naturaleza de la información. Respecto al primer atributo, las variables pueden ser de baja y alta frecuencia, dependiendo de la periodicidad con la cual se observen. En general, la variable de baja frecuencia (anual o trimestral) se pronostica utilizando indicadores de alta frecuencia (mensual, semanal, diaria). En el caso del PIB, suelen emplearse indicadores mensuales en la elaboración de los pronósticos (Clements & Galvao (2008), Foroni *et al.* (2012), Andreou *et al.* (2010)).

Otro aspecto interesante de los modelos MIDAS es su adaptabilidad a la disponibilidad de información estadística y a la estructura de los datos. Respecto a esta última, es posible distinguir tres tipos de pronósticos: el *backast*, el *nowcast* y el *forecast.*

El *backcast*, consiste en pronosticar una variable para el período *t,* con información disponible hasta el período *t-1*. El *nowcast*, es definido como la predicción del presente, del futuro cercano y del pasado muy reciente (Bánbura *et al.* (2010b)). Mientras que el *forecast*, es propiamente el proceso de pronosticar el estado futuro de la o las variables de interés.

A pesar de las bondades mencionadas, una de las principales limitaciones de estos modelos es que tienden a estar sobreparametrizados, pues a medida que el número de regresores se incrementa, el número de parámetros a estimar es mayor.

Un enfoque reciente para corregir este tipo de limitaciones es la estimación MIDAS utilizando factores, que en la literatura se conocen como Modelos Factoriales con Frecuencias Mixtas (FaMIDAS), Estos modelos se derivan del enfoque MIDAS inicial y la idea fundamental es utilizar la información contenida en un conjunto de indicadores de grandes dimensiones para construir uno o varios factores que representen el comportamiento común de dicho conjunto. Esto permite capturar información relevante y simplificar el número de parámetros estimados para la elaboración del pronóstico.

En la metodología FaMIDAS, un aspecto relevante es la construcción de los factores. En la literatura se distinguen varios métodos. Uno de los más utilizados es el Análisis de Componentes Principales (ACP), el cual permite sintetizar o reducir la dimensión de un sistema de variables, empleando un conjunto relativamente reducido de combinaciones lineales de las mismas, que pueden explicar la mayor cantidad posible de variabilidad del vector de variables incluidas en el estudio.

El ACP, es una técnica aplicable a la estimación de modelos en los que un conjunto de variables explicativas presentan un fuerte grado de asociación lineal o en casos en los que no se dispone de información estadística referente a un indicador, pero sí de otros indicadores altamente correlacionadas con este. Con esta técnica, pueden generarse tantos componentes principales como variables hay en el vector. El conjunto de todos los componentes principales contiene la misma información que el vector original de variables, dado que es una transformación lineal del mismo.

El ACP puede ser estático (Stock and Watson (2002a), Bernanke & Boivin (2003) y Schumacher & Breitung (2008)) o dinámico (Altissimo *et al.* (2006) y Forni *et al.* (2005)). De acuerdo con Boivin & Ng (2005), las principales diferencias entre ambos métodos radican en el número de parámetros estimados y la forma en la que se estiman los factores. En el análisis estático, de gran interés para esta investigación, se requiere de la estimación de un número reducido de parámetros y de la descomposición simple de la matriz de covarianza, mientras que en el análisis dinámico el número de parámetros a estimar es mayor y exige una descomposición generalizada de la matriz de covarianza.

Trabajos relacionados, como el de Barhoumi *et al.* (2009), muestran que la aplicación de modelos dinámicos no necesariamente genera ganancias en términos de precisión de los pronósticos. El autor compara ambas metodologías y concluye, que para el caso de la tasa de crecimiento del PIB de Francia, los pronósticos generados mediante el enfoque estático de Stock & Watson (2002a), son similares a los del modelo dinámico.

Marcellino & Schumacher (2010) demuestra que la elección del método de estimación de los factores, ACP estático o dinámico, no tiene impactos significativos sobre la precisión del pronóstico para el caso del *nowcast*. Resultados similares se encuentran en los trabajos de D' Agostino & Giannone (2006) y Schumacher (2010).

Tanto los modelos MIDAS como los FaMIDAS han sido empleados para elaborar pronósticos de la tasa de crecimiento del PIB utilizando indicadores mensuales de un país específico (Marcellino & Schumacher (2010), Barhoumi *et al.* (2009)) o de conjuntos de países (Kuzin *et al.* (2009), Ferrara & Marsilli (2014)). Aplicaciones de estos modelos en la elaboración de *nowcast* para la tasa de crecimiento del PIB de Estados Unidos o la Eurozona pueden encontrarse en los trabajos de Clements & Galvao (2008), Marcellino & Schumacher (2010), Bánbura *et al.* (2010b), entre otros.

En América Latina, la utilización de estas metodologías es más reciente, cuya aplicación a variables como el PIB se encuentra en los trabajos de Winkelried (2012) en el caso de Perú y Vargas (2014) para Costa Rica. En Venezuela, no existen antecedentes de la utilización de modelos de frecuencias mixtas en el área de pronósticos macroeconómicos. Sin embargo, existe evidencia de la implementación de modelos factoriales para explicar o proyectar variables macroeconómicas (Pagliacci *et al.* (2011); Dorta y Zambrano (2009)).

En relación con el tipo de indicadores utilizados para la elaboración de los pronósticos según la naturaleza de la información, estos pueden ser cuantitativos y cualitativos. Los indicadores cuantitativos, se expresan en valores numéricos (pueden ser de volumen, precio, valor), tales como: el índice de volumen ventas comerciales, producción manufacturera, entre otros. En cuanto a los indicadores cualitativos, éstos reflejan opiniones y expectativas, como las encuestas de confianza al consumidor, clima empresarial, entre otros (Winkelried, 2012).

En gran parte de la literatura es posible apreciar la combinación de indicadores cuantitativos y cualitativos para la elaboración de los pronósticos. Camacho & Pérez-Quirós (2010) resaltan la importancia de la inclusión de estos últimos en este tipo de modelos, pues son útiles para reducir la incertidumbre en los pronósticos en momentos en los cuales los indicadores cuantitativos no han sido publicados o no están disponibles.

Marcelllino & Schumacher (2010), utilizan 111 indicadores mensuales para pronosticar el PIB de Alemania indicadores mensuales, clasificados en 7 categorías:

- Precios (índice de precios al consumidor, índice de precios al productor, precios de las importaciones y exportaciones)
- Mercado laboral (tasa de desempleo, productividad por hora, índice de salarios),
- Indicadores monetarios y financieros (tasas del interés, rendimiento de los bonos a distintos plazos, índice de precios de las acciones CDAX, tipo de cambio, agregados monetarios).
- Indicadores de actividad económica real (producción de bienes intermedios, bienes durables, bienes de capital).
- Construcción (horas – hombre trabajadas en el sector residencial, industrial y en la construcción de edificaciones públicas).
- Encuestas (expectativas de ventas, clima empresarial, expectativas de precios e ingreso).
- indicadores varios (exportaciones, importaciones, transferencias, índices de precios de las materias primas), entre otros.

Frale & Monteforte (2010) y Ferrara & Marsilli (2014) consideran conjuntos de indicadores clasificados de manera similar al anterior, con la inclusión de los precios del petróleo y el índice de volatilidad del mercado de opciones de Chicago (VIX – CBOE) como indicadores *misceláneos.*

2.4 Enfoque teórico de las regresiones MIDAS

2.4.1 El modelo

Ghysels *et al.* (2003) plantean el modelo MIDAS general como:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 B(L^{1/m})\, X_{t-1}^{(m)} + \varepsilon_t^{(m)}$$

en el cual $B(L^{1/m};\theta) = \sum_{k=1}^{K} b(k;\theta) L^{(k-1)/m}$ es un polinomio de rezagos del operador $L^{j/m}$, el cual produce el valor de x_t rezagada j/m períodos, es decir, $L^{j/m} x_{t-1}{}^{m} = x_{-1-j/m}$. Por simplicidad, se asume que el polinomio $B(L^{1/m})$ es finito. En este modelo se combina información de distintas frecuencias empleando un esquema de ponderaciones parsimonioso, en el cual Y_t es una variable de baja frecuencia y x_t es una variable (o un vector de variables exógenas) de alta frecuencia.

$B(L^{1/m})$ puede ser parametrizado de distintas maneras[3]. Ghysels *et al* (2003) estiman $b(k;\theta)$ utilizando el Polinomio Exponencial de Rezagos de Almon:

$$b(k;\theta) = \frac{\exp(\theta_1 k + \theta_2 k^2)}{\sum_{k=1}^{K} \exp(\theta_1 k + \theta_2 k^2)}$$

El modelo MIDAS puede ser estimado utilizando Mínimos Cuadrados No Lineales. Si la variable de interés es de frecuencia trimestral y los indicadores utilizados para pronosticar dicha variable presentan frecuencia mensual, entonces $m = 3$ y $K = 12$.

Por tanto,

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B(L^{1/3})\, X_{t-k}^{(3)} + \varepsilon_t^{(3)}$$

En cuya ecuación $B(L^{1/3};\theta) = \sum_{k=1}^{12} b(k;\theta) L^{(k-1)/m}$, y $L^{j/3} x_{t-1}^{(3)} = x_{t-1-j/3}^{(3)}$.

[3] Entre las cuales se encuentran la función Beta, Gompertz, Log – Cauchy. Para mayor detalle véase Ghysels, Kvedaras and Zemlys (2016).

De tal forma que,

$$y_t = \beta_0 + \beta_1[b(1;\theta)\, X_{t-1}^{(3)} + b(2;\theta)\, X_{t-1-1/3}^{(3)} + \ldots + b(12;\theta)\, X_{t-4-2/3}^{(3)}\,] + \varepsilon_t^{(3)}$$

Bajo este esquema, el pronóstico un período hacia adelante de la variable y_t, está dado por:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B(L^{1/3};\theta)\, X_{t-h}^{(3)} + \varepsilon_t^{(3)}$$

$$y_t = \beta_0 + \beta_1[b(1;\theta)\, X_{t-h}^{(3)} + b(2;\theta)\, X_{t-h-1/3}^{(3)} + b(3;\theta)\, X_{t-h-2/3}^{(3)}\,]$$

$$+ b(4;\theta) X_{t-h-1}^{(3)} + \cdots] + \varepsilon_t^{(3)}$$

2.4.2 El *Now-casting*

De acuerdo con Bánbura *et al.* (2010b), en economía el *Now–casting* es relevante porque la información estadística correspondiente a algunas variables macroeconómicas se encuentra disponible con rezagos importantes. El principio básico del *Now–casting* es explotar toda la información contenida en los indicadores de alta frecuencia para obtener pronósticos de las variables de baja frecuencia. Para ello, es posible utilizar tanto indicadores cuantitativos como cualitativos (encuestas), siendo estos últimos relevantes porque suelen ser publicados antes que los indicadores cuantitativos. Los indicadores financieros, también son considerados de gran importancia en el *Now–casting*, debido a que es posible obtener observaciones de muy alta frecuencia (diarias e incluso intradiarias).

En la literatura sobre el *Now – casting* se menciona a Evans (2005) y Giannone *et al.* (2005) como los pioneros en emplear esta estructura de pronósticos para la elaboración de proyecciones macroeconómicas, siendo el modelo propuesto por este último autor el primero en ser utilizado por la Reserva Federal de Estados Unidos para obtener proyecciones de la tasa de crecimiento del PIB.

Desde entonces, diversas versiones de este modelo han sido empleadas por otros bancos centrales es instituciones, incluyendo el Banco Central Europeo (ECB, 2008) y el Fondo Monetario Internacional (Matheson, 2011).

Otros aportes importantes mencionados en la literatura sobre *Now–casting* se encuentran en los trabajos de Bánbura *et al.* (2010b), Camacho & Pérez-Quirós (2010), Barhoumi *et al* (2009), Marcellino & Schumacher (2010),

De acuerdo con Bánbura *et al.* (2010b) el *nowcast* se ha convertido en una de las estructuras de pronóstico más empleadas en la actualidad debido a dos principales razones. Al respecto, destacan las bondades que ofrece en cuanto a la utilización de toda la información disponible para el momento de realizar los pronósticos. Por otra parte, los autores señalan las ganancias en términos de precisión de los pronósticos, argumentando que dicha estructura permite obtener pronósticos más precisos que utilizando las metodologías y estructuras de pronóstico convencionales.

Como ya se ha mencionado en párrafos anteriores, los modelos MIDAS se adaptan con facilidad a distintos horizontes de pronóstico. Sin embargo, el *nowcast* es la estructura de pronóstico en la cual es posible observar con mayor facilidad las ventajas relativas de los modelos MIDAS.

Dado que una parte importante de las variables macroeconómicas son observadas con frecuencia trimestral, como en el caso del PIB, la utilización de la metodología MIDAS permite obtener pronósticos de la variable trimestral a medida que es publicada la información correspondiente a los indicadores mensuales (Ghysels (2003)), de tal forma que:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B(L^{1/3})\, X_{t-h}^{(3)} + \varepsilon_t^{(3)}$$

El número de períodos hacia adelante permitidos por la estructura MIDAS son $h = 1/m, 2/m, 3/m$...Así, para un valor observado de y_t, con esta estructura se producen m diferentes pronósticos, basados en la información de los regresores (indicadores de alta frecuencia) y en la estimación de los parámetros β y θ.

2.5 Glosario de términos

Autovalor de una matriz: sea A ϵ M_n (ℝ), una matriz cuadrada, se dice que λ ϵ ℝ es un autovalor o valor propio de A si existe un vector columna $\bar{v} \neq 0$ tal que $A \times \bar{v} = \lambda\bar{v}$.

Autovector: es el vector $\bar{v}$ asociado al autovalor λ, también llamado vector propio. El conjunto de todos los autovectores asociados a un mismo autovalor se llama autoespacio o subespacio propio.

Criterio de información de Akaike (CIA): es un estimador de la varianza del error de pronóstico fuera de la muestra que penaliza los grados de libertad y se utiliza para elegir entre modelos alternos de pronóstico.

Criterio de información de Schwarz (CIS): es un estimador alternativo al CIA y se interpreta de igual manera que este. Se diferencia del CIA en que tiene una penalización mayor de los grados de libertad.

Error de pronóstico: es la diferencia entre el valor observado y el pronóstico.

Función de autocorrelación: la función de autocorrelación al rezago *k*, denotada por ρ_k, se define como $\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$, donde γ_k es la covarianza al rezago k y γ_0 es la varianza. Puesto que la covarianza y la varianza están medidas en las mismas unidades, ρ_k es un número sin unidad de medida. Su valor se encuentra entre -1 y 1, como cualquier coeficiente de correlación.

Horizonte de pronóstico: se define como la cantidad de períodos que existen entre el momento actual y la fecha del pronóstico que se elabora. El significado de una etapa depende de la frecuencia de observación de los datos. Así, por ejemplo, para los datos mensuales, una etapa es un mes. En general, se habla de pronósticos a *h* etapas a futuro, para el cual el horizonte *h* es fijado a discreción del investigador.

Matriz de varianza - covarianza: Una matriz de varianzas-covarianzas es una matriz cuadrada que contiene las varianzas y covarianzas asociadas con diferentes variables. Los elementos de la diagonal de la matriz contienen las varianzas de las variables, mientras que los elementos que se encuentran fuera de la diagonal contienen las covarianzas entre todos los pares posibles de variables. La matriz de varianzas-covarianzas es simétrica, porque la covarianza entre X y Y es igual a la covarianza entre Y y X.

CAPÍTULO III. MARCO METODOLÓGICO

3.1. Nivel y diseño de la investigación.

De acuerdo con Hurtado (2012) el enfoque de la dimensión histórica de la espiral holística, clasifica a las investigaciones según los objetivos que persiguen en las categorías siguientes: exploratoria, descriptiva, analítica, comparativa, explicativa, predictiva, proyectiva, interactiva, confirmatoria y evaluativa.

La presente investigación reúne las características necesarias para definirla según este enfoque como una investigación predictiva, cuyo propósito es predecir o anticipar situaciones futuras a partir de información sobre las condiciones previas de las variables de interés.

Con respecto al diseño de la investigación, la presente investigación puede clasificarse como una investigación de tipo documental de acuerdo con Arias (2006), pues las fuentes utilizadas para obtener la información son secundarias, es decir, se basa en la búsqueda, análisis, e interpretación de datos secundarios u obtenidos por otros investigadores. Las fuentes de información pueden clasificarse en documentales (impresas, audiovisuales y electrónicas).

En este caso, las fuentes de la información utilizada son las Estadísticas del Banco Central de Venezuela (BCV), Instituto Nacional de Estadísticas (INE), el Servicio Nacional Integrado de Administración Aduanera y Tributaria (Seniat), la Superintendencia de las Instituciones del Sector Bancario (Sudeban), el Ministerio del Poder Popular de Economía, Finanzas y Banca Pública (Mefbp), el Ministerio del Poder Popular de Petróleo y Minería (Menpet), el Fondo Monetario Internacional (FMI) y la Organización de Naciones Unidas para la alimentación (FAO).

3.2 Metodología Econométrica

En este apartado se describirá en qué consiste la metodología FaMIDAS. De igual manera que en Giannone *et al.* (2005) y Marcellino & Schumacher (2010), en este caso se utiliza un procedimiento de dos etapas para llevar a cabo la estimación del modelo. La primera etapa, consiste en calcular los factores estáticos utilizando el Análisis de Componentes Principales, a partir del conjunto de indicadores mensuales seleccionados. La segunda etapa, consiste en la estimación del modelo FaMIDAS para la elaboración de los pronósticos de la tasa de crecimiento del PIB real, incorporando como variables explicativas los factores estimados en la etapa anterior. A continuación se describen ambos procedimientos.

3.2.1 Análisis de Componentes Principales Estáticos (ACP).

En el contexto de los modelos factoriales, las variables X_t, están representadas como la suma de dos componentes, el componente común x_t, y el componente idiosincrático $\mathcal{E}_t$. Para un t dado, $t = 1,\ldots,T$, el modelo de factores estáticos está definido por :

$$X_t = \Lambda F_t + \varepsilon_t$$

donde, $X_t = [X_{1t}, \ldots, X_{nt}]'$ es un vector de n variables estacionarias y se asume que dichas series tienen media cero y matriz de covarianza $\Gamma(0)$, Λ es una matriz tal que $\Lambda=[\boldsymbol{\lambda}1,\ldots, \boldsymbol{\lambda}n]'$, el componente común $X_t = \Lambda F_t$, está dado por un número reducido de r factores F_t comunes a todas las variables en el modelo, es decir, $F_t = [F_{1t}, \ldots, F_n]'$.

Por otra parte, $\varepsilon_t = [\varepsilon_{1t}, \ldots, \varepsilon_n]'$, es un vector de n componentes idiosincráticos no correlacionados entre sí, dados por los choques específicos de cada variable.

Stock & Watson (2002a) utilizan el Análisis de Componentes Principales Estático para estimar los factores F_t. Mediante una descomposición de los autovalores de la matriz de covarianza estimada, se obtiene una nueva matriz de $n \; x \; r$ autovectores que puede ser expresada como,

$$\Gamma_0 = T^{-1} \sum_{t=1}^{T} X_t X_t'$$

Tal como se mencionó anteriormente, esta matriz contiene los autovectores $\hat{S} = (\hat{S}_{t,} \ldots, \hat{S}_T)$, correspondientes a los r autovalores más grandes para $j = 1, \ldots, r$. Los factores estimados son los primeros r componentes principales de X_t, definidos como $F_t^{SW} = \widehat{SX}_t$. El conjunto formado por los componentes principales contiene la misma información que el vector de variables originales, dado que es una transformación lineal del mismo, pero condensada en un número reducido de componentes que explican un porcentaje elevado de la variabilidad de dicho vector.

Estas combinaciones lineales, tienen como ponderaciones a los autovectores asociados a los autovalores de la matriz de covarianzas del vector de variables. De esta manera, el primer componente principal está definido por el autovector asociado al mayor autovalor. La proporción de la varianza del vector que es explicada por cada componente principal proviene de la relación existente entre el autovalor asociado y la suma de todos ellos.

Los componentes principales son incorrelacionados por construcción, lo cual indica que la información que proporcionan contiene elementos comunes, evitando solapamientos que pudieran dar lugar a ineficiencias. En casos en los que el vector original de variables presenta correlaciones significativas, es posible que un número reducido de componentes principales explique un porcentaje importante de la variabilidad total del conjunto de indicadores considerado.

La elección de los factores se realiza de tal forma que el primero recoja la mayor proporción posible de la variabilidad original; el segundo factor debe recoger la máxima variabilidad posible no recogida por el primero, y así en lo sucesivo. Del total de factores, se seleccionan aquellos que explican el porcentaje de variabilidad que se considere suficiente, para lo cual se utilizan criterios estadísticos. Al respecto, uno de los más empleados en la literatura (Barhoumi *et al.* (2009), Bánbura *et al.* (2010b)) es el criterio de selección propuesto por Bai & Ng (2002), a partir de los cuales se define r como el número de factores que minimiza el valor del estadístico calculado. Según esta técnica, cada criterio contiene la suma de dos componentes: una función $V(K, F^K)$, o su logaritmo, que calcula la varianza promedio de los residuos idiosincráticos vinculados a los k factores evaluados, y una función de penalidad PN (N, T, k max) que cambia de acuerdo al criterio

empleado y que depende de N, T, y el número máximo de factores contemplados, de forma tal que:

$$r^{opt} = \min_{k} \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^{N} \sum_{t=1}^{T} (X_{it} - \Lambda_i{}^k F_t{}^k) + PN(N, T, k \max)$$

donde k denota el número de factores contemplados en la estimación, X_{it} es el valor de la variable i en el tiempo t, $\Lambda_i{}^k$es un vector de orden ($1xk$) que recoge la transferencia de los k factores sobre la i-ésima variable y $F_t{}^k$es un vector de orden ($kx1$) que contiene el valor de los k factores en el tiempo t.

3.2.2 Modelo FaMIDAS.

Los modelos FaMIDAS son una extensión de los MIDAS, explicados en el capítulo II, pero a diferencia de éstos los FaMIDAS incorporan información estadística de grandes dimensiones, extrayendo factores que representen el comportamiento común de las series, mientras que los MIDAS utilizan un número reducido de indicadores de alta frecuencia para pronosticar variables de baja frecuencia.

El procedimiento de estimación empleado en esta investigación es el propuesto por Giannone *et al.* (2005), el cual consiste en dos etapas. En la primera etapa, se realiza el ACP a un conjunto de indicadores, a partir del cual se selecciona un grupo reducido de factores que describe el comportamiento común del conjunto. En la segunda etapa, estos factores se incorporan en el modelo MIDAS como variables explicativas, dando origen a lo que se conoce en la literatura como modelo FaMIDAS.

El modelo FaMIDAS para pronosticar el PIB con un horizonte de h_q trimestres, con $h_q = h_{m/3}$, viene dado por:

$$Y_{tq+hq} = y_{tm+hm} = \beta_0 + \beta_1 b(L_m, \theta) \hat{f}_{tm}{}^{(3)} + \varepsilon_{tm+hm} \qquad (1)$$

donde

$f_{tm}{}^{(3)}$ es el factor de variables exógenas

$b(L_m, \theta)$ es el polinomio de rezagos de Almon, una de las parametrizaciones más utilizadas en la literatura (Ghysels *et al* (2002) y Marcellino & Schumacher (2010)):

$$b(L_m, \theta) = \sum_{k=0}^{K} c(k, \theta) = \frac{\exp(\theta_1 k + \theta_2 k^2)}{\sum_{k=0}^{K} \exp(\theta_1 k + \theta_2 k^2)} \quad (2)$$

El número de parámetros en el polinomio depende de m y del número de rezagos incluidos. Por tanto, un número amplio de factores incrementa los costos de estimación en términos paramétricos. La función exponencial de rezagos $b(L_m, \theta)$ para valores de θ_1 y θ_2 dados, permite incluir de manera parsimoniosa los rezagos de los factores. La estimación de los parámetros descritos en (1) y (2), requiere del cálculo y selección de los factores.

Para la estimación del modelo FaMIDAS se utilizó la aplicación para MIDAS del paquete estadístico R, desarrollada por Ghysels *et al.* (2016).

3.2.3 Modelo *Benchmark.*

Para efectos de comparación, se estimó un modelo tradicional de series temporales para pronosticar la tasa de crecimiento trimestral del PIB real, siguiendo la metodología de Box – Jenkins (1976). Esta metodología consiste en un proceso cuyo objetivo es identificar, estimar y diagnosticar modelos dinámicos en los que el tiempo juega un papel fundamental. Estos modelos han sido empleados durante décadas para la elaboración de pronósticos de variables macroeconómicas, los cuales son conocidos en la literatura como Modelos Autorregresivos y de Medias Móviles (ARMA).

El proceso ARMA (p,q) general puede escribirse como

$$y_t = \varphi_1 y_{t-1} + \ldots + \varphi_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_p \varepsilon_{t-p}$$

$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$$

O bien,

$$\Phi(L) y_t = \Theta(L) \varepsilon_t$$

donde y_t es la variable dependiente, L es el operador de rezagos[4], ε_t es el término de error aleatorio, y Φ, Θ son los parámetros autorregresivos y de medias móviles, respectivamente.

Cuando se especifica un modelo ARMA (*p,q*) para la variable $\Delta^d y_t$, se dice que tenemos un proceso autorregresivo integrado de medias móviles o ARIMA (p,d,q) para y_t.

El modelo ARIMA (*p,d,q*) más general está dado por:

$$(1-L)^d y_t = \emptyset_1 y_{t-1} - \emptyset_2 y_{t-2} - \cdots - \emptyset_p y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

El proceso ARIMA (*p,d,q*) es un ARMA (*p,q*) estacionario e invertible, diferenciado *d* veces. Para que dicho proceso sea estacionario e invertible deben cumplirse ambas condiciones, las cuales garantizan que y_t sea convergente. De esta manera, un proceso es estacionario si las inversas de todas las raíces del polinomio $\Phi(L)$ se encuentran dentro del circulo unitario, permitiendo una representación de medias móviles finita convergente de y_t,

$$y_t = \frac{\Theta(L)}{\Phi(L)} \varepsilon_t$$

Si las inversas de todas las raíces de $\Theta(L)$ están dentro del circulo unitario, el proceso es invertible y permite una representación autorregresiva finita convergente

$$\frac{\Phi(L)}{\Theta(L)} y_t = \varepsilon_t$$

Otro aspecto importante que debe considerarse al modelar series de tiempo macroeconómicas es la presencia de estacionalidad. Al respecto, Novales (2000) señala que las variables económicas presentan por lo general características estacionales cuando se observan a una frecuencia inferior a la anual. Estas características se deben a que las decisiones tomadas por los agentes económicos en un determinado momento del año (trimestre o mes) pueden estar correlacionadas con las decisiones tomadas en el mismo

[4] El operador de rezago es definido como $Ly_t = y_{t-1}$

momento de años anteriores. Dichas correlaciones pueden representarse de forma analítica por modelos univariantes.

Una extensión de la metodología ARMA que permite considerar la presencia de estacionalidad en las series, son los modelos SARMA o modelos ARMA estacionales.

De esta manera, la especificación de las características estacionales de una serie puede ser del tipo:

$$y_t = \emptyset_{12} y_{t-12} + e_t$$

Si además existen correlaciones entre las observaciones de meses consecutivos se tiene que,

$$e_t = \emptyset e_{t-1} + \varepsilon_t$$

Por tanto,

$$(1 - \emptyset L)(1 - \emptyset_{12} L^{12}) y_t = (y_t - \emptyset_{12} y_{t-12}) - \emptyset(y_{t-1} - \emptyset_{12} y_{t-13}) = \varepsilon_t$$

Para la especificación de los términos autorregresivos y/o de medias móviles es útil analizar las Funciones de Autocorrelación Simple y Parcial, mientras que para determinar el número óptimo de rezagos pueden emplearse criterios estadísticos como el Schwarz (BIC) y Akaike (AIC).

La especificación del modelo univariante para la estructura estocástica estacional de una serie temporal se realiza de manera similar que para el caso de la estructura estocástica regular, con la particularidad de que para ello se examinan los valores estacionales de las funciones de autocorrelación, es decir, si la información es trimestral deben considerarse los rezagos $\rho_4, \rho_8, \rho_{12}, \ldots$, o $\rho_4, \rho_8, \rho_{12}, \ldots$, si los datos son mensuales.

3.3 Descripción de los datos

La variable a pronosticar es la tasa de crecimiento trimestral del PIB real de Venezuela. Para la estimación se consideró el período I 2004 – III 2015, para lo cual se seleccionó un conjunto de indicadores de frecuencia mensual, agrupados de la siguiente manera: actividad económica, precios, mercado laboral, mercado monetario, sector fiscal, sector externo e indicadores misceláneos. En principio, el grupo de indicadores de alta frecuencia estaba constituido por 54 indicadores. Sin embargo, debido a que el Análisis de Componentes Principales (ACP) solo puede aplicarse a conjuntos de información balanceados, se excluyeron los indicadores para los cuales se tenía información incompleta tales como transporte, comunicaciones, construcción y gasto público. Por tanto, el conjunto de información a partir del cual se llevó a cabo el cálculo de los factores, está constituido por 30 series.

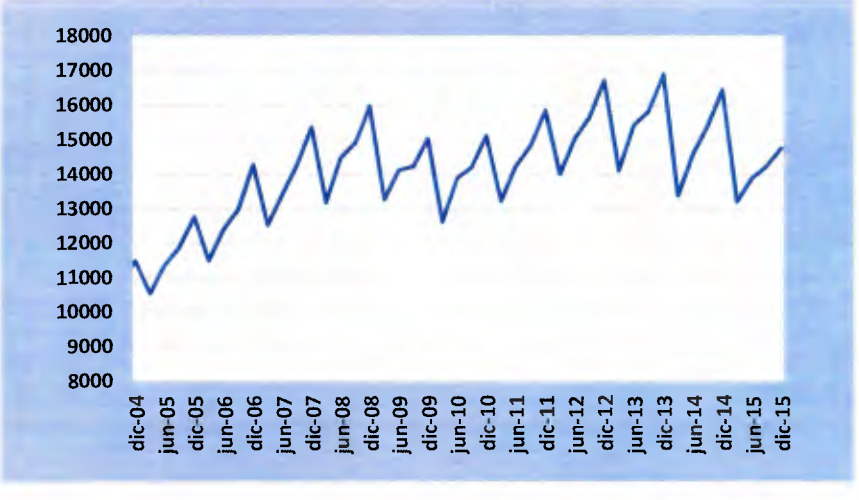
El período de estimación fue seleccionado tomando en cuenta la disponibilidad la información estadística y la ocurrencia de cambios estructurales en las series. Por esta razón, pese a que se dispone de la información estadística para la mayoría de los indicadores a partir de 1997, se seleccionó el período I 2004 – III 2015 con la finalidad de excluir del lapso de estudio eventos que generaron instabilidad e incertidumbre, tales como: el paro petrolero (Diciembre 2002 – Febrero 2003), el golpe de Estado (Abril 2003) y la implementación del control cambiario (a partir de febrero de 2003) los cuales ocasionaron cambios en la media y/o la varianza de las series.

Los indicadores de alta frecuencia utilizados en la estimación son cuantitativos, no se incluyen datos cualitativos o procedentes de encuestas debido a la escasa disponibilidad de este tipo de información y a los rezagos que presenta la publicación de la misma. Para la selección de las variables, se consideraron aspectos como la disponibilidad de la información estadística y la relación de cada uno de ellos con el PIB, la cual fue examinada a partir de las correlaciones y de la evidencia de trabajos como los de Winkelried (2012), Clements & Galvào (2008) y Marcellino & Schumacher (2010). Atendiendo a las particularidades de la economía venezolana, se incluyó también el precio del crudo.

La estimación de los factores estáticos se llevó a cabo mediante el Análisis de Componentes Principales (ACP) a las 30 variables seleccionadas. Dado que esta metodología requiere que las variables sean estacionarias, se realizaron las transformaciones pertinentes. La detección de raíces unitarias se llevó a cabo mediante los contrastes de Dickey – Fuller y Phillips - Perron. La mayoría de los indicadores fueron expresados en primeras diferencias logarítmicas o en logaritmos, a excepción de las tasas de interés, las cuales no sufrieron modificaciones, con la finalidad de conservar la mayor información relativa a su estructura. En el anexo, se presenta una breve descripción del grupo de variables empleadas y sus respectivas transformaciones.

Previo a la estimación del modelo, se llevó a cabo el análisis exploratorio de las series, en particular de la variable a pronosticar: el PIB. En la Figura 1 se aprecia la representación gráfica de la serie del PIB en niveles, para el período I 2004 – III 2015. Al respecto, se observa un acentuado comportamiento estacional durante todo el período el período considerado.

Gráfico 1. Producto Interno Bruto
A precios constantes de 1997
(Miles de millones)



Fuente: Elaboración propia, con base en información del BCV

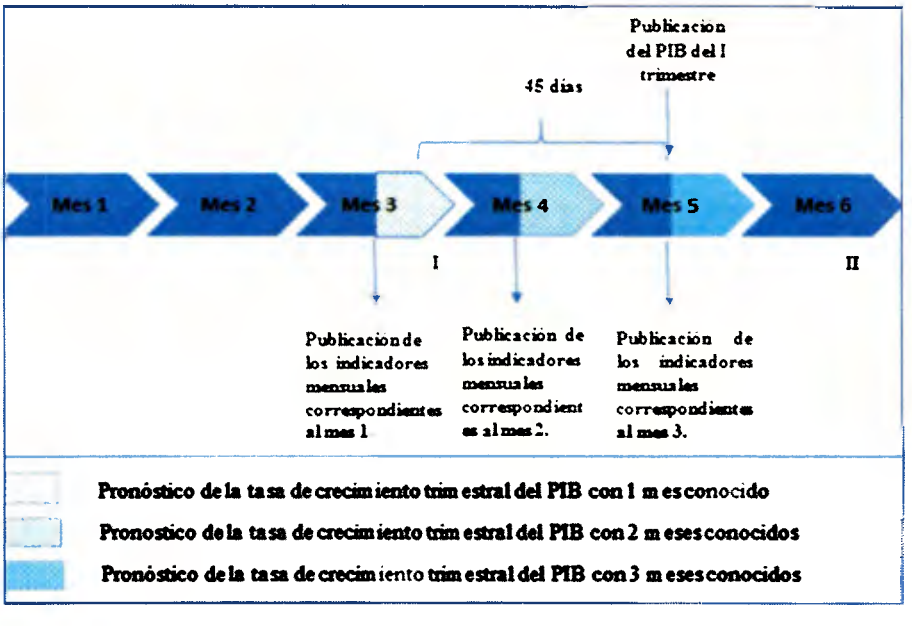
Debido a la presencia de estacionalidad observada en la serie a pronosticar y en algunos de los indicadores mensuales, tanto en la estimación FaMIDAS como en el modelo *benchmark* se tomaron los correctivos pertinentes. Así, en el modelo FaMIDAS

se incluyeron las series desestacionalizadas del PIB y de los indicadores de alta frecuencia para los cuales se observó un comportamiento estacional. Por otra parte, en la estimación *benchmark* se utilizó una estructura ARIMA estacional o SARIMA para modelar este tipo de comportamiento.

Con respecto a la estructura temporal de la información, relevante para la estimación FaMIDAS, se deben considerar ciertas características relacionadas con el esquema de publicación de las series incluidas en la estimación. En Venezuela, el PIB se publica cuarenta y cinco días luego de finalizado el trimestre respectivo y los indicadores sectoriales de frecuencia mensual (manufacturera, comercio, construcción, entre otros) son publicados cuarenta y cinco días después de concluido el mes al cual están referidos.

Dadas estas restricciones, es posible realizar pronósticos de tipo *nowcast* de la tasa de crecimiento trimestral del PIB real con 60, 30 y 15 días de antelación[5] a la fecha de publicación del mismo, dependiendo de si se conoce la información de los indicadores de alta frecuencia para uno, dos o los tres meses del trimestre respectivo, tal como se ilustra en el Gráfico 2.

Gráfico 2. Disponibilidad de la información estadística y estructura de pronóstico FaMIDAS de tipo *nowcast*



Fuente: Elaboración propia, con base en información del BCV

[5] Los pronósticos serán más exactos a medida que se conoce la información de los indicadores mensuales

IV. ANÁLISIS Y RESULTADOS.

4.1 Estimación FaMIDAS

4.1.1 Cálculo de los factores estáticos.

Como ya se mencionó en apartados anteriores, el proceso de estimación se llevó a cabo en dos etapas siguiendo a Giannone *et al.* (2005). En la primera etapa, se calcularon los factores estáticos mediante Análisis de Componentes principales (ACP) probando distintas combinaciones de los indicadores de alta frecuencia. Además, se consideró la disponibilidad de la información en cada momento del tiempo con la finalidad de obtener los factores que explican mejor el comportamiento común del conjunto.

La información de algunos indicadores mensuales, como los vinculados a los precios y a las actividades del sector no petrolero, están publicadas hasta 2013, los factores calculados para el período 2014 I – III 2015 se calcularon utilizando información no publicada.

Para elaborar el ACP, se tienen ocho grupos organizados de acuerdo al número de indicadores que contienen. Los grupos numerados del 1 al 7 se elaboraron como sugieren Bánbura & Modugno (2010a) y Marcellino & Schumacher (2010), probando con todo el conjunto de indicadores y luego con subconjuntos de este, para observar los cambios que ocurren en el porcentaje de la varianza explicada a medida que se excluyen o incluyen indicadores. Los resultados obtenidos del ACP se muestran en la Tabla 1. En cada uno de los casos, el número óptimo de factores se seleccionó mediante la aplicación del criterio de Bai & Ng (2002). Los grupos de factores numerados del 1 al 7 se encuentran ordenados respecto al porcentaje de la varianza explicada, de mayor a menor. La información de los indicadores que se encuentran incluidos en cada uno de estos grupos se detalla en el apéndice.

Tal como se observa, los factores calculados a partir del grupo G1, pese a estar conformado por un menor número de indicadores, explica un mayor porcentaje de la varianza, mientras que G7 explica el menor porcentaje de la varianza.

Estos resultados sugieren que las series incluidas tienen comportamientos heterogéneos entre sí. El grupo G8 es un caso particular, debido a que el procedimiento de cálculo es distinto al utilizado para el resto de los grupos. Los factores obtenidos a partir de este conjunto de indicadores, se calcularon utilizando el procedimiento propuesto por Wu & Xia (2015).

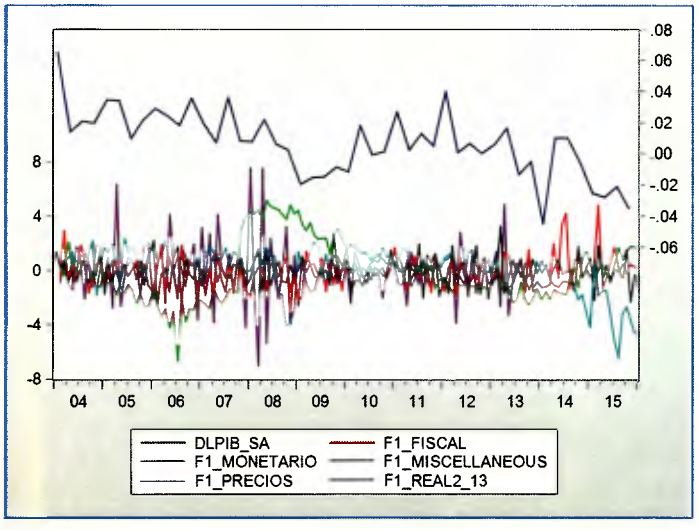
Tabla 1. Factores estáticos obtenidos con Análisis de Componentes Principales (ACP).

	GRUPOS DE INDICADORES											
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8				
Total indicadores	8	11	12	16	23	25	30	30				
Total factores seleccionados	4	4	4	4	4	4	4	5				
								F1	F2	F3	F4	F5
Porcentaje acumulado explicado de la varianza	0,87	0,72	0,70	0,58	0,50	0,49	0,48	0,35	0,92	0,49	0,67	0,48

Fuente: Elaboración propia, con base en información de BCV, Seniat, INE, Sudeban, PDVSA – MENPET, FMI, FAO.

Para ello, se agruparon los indicadores por sectores de la economía con la finalidad de que los subconjuntos derivados tengan comportamientos más homogéneos. En este caso, se organizaron los indicadores de alta frecuencia en cinco subgrupos: actividad real (f1), precios (f2), sector monetario (f3), sector fiscal (f4) e indicadores misceláneos (f5). De acuerdo con los resultados mostrados en la Tabla 1, se seleccionó el primer factor de cada uno de los subgrupos. Cada uno de estos factores explicó el 60%, 48%, 63%, y 50% de la varianza, respectivamente.

Gráfico 3. Tasa de crecimiento del PIB y factores estáticos. Modelo FaMIDAS G8



Fuente: Elaboración propia, con base en información de BCV, Seniat, INE, Sudeban, PDVSA – MENPET, FMI, FAO

4.1.2 *Now-casting* de la tasa de crecimiento del PIB real.

En esta sección se presentan los pronósticos de la tasa de crecimiento del PIB real para el período I 2011 - III 2015. Para ello, se elaboraron dos ejercicios. El primero de ellos incluye tantas estimaciones FaMIDAS como grupos de factores calculados en la etapa anterior, con la finalidad de seleccionar el modelo que presente el mejor perfil en cuanto a precisión de los pronósticos, el cual será comparado con el modelo *benchmark* en el apartado 4.3. En este caso, se elaboró el *nowcast* de la tasa de crecimiento del PIB para m =3, es decir, bajo el supuesto de que se conoce toda la información de los indicadores de alta frecuencia para cada uno de los meses del trimestre que se va a pronosticar.

En el apéndice B, se encuentran los detalles relacionados con los pronósticos puntuales y por intervalos obtenidos con cada una de las especificaciones descritas. Los intervalos de confianza se elaboraron en todos los casos utilizando un nivel de confianza del 95%. En el apéndice D, se muestran los pronósticos por intervalos de cada una de las estimaciones realizadas.

Para seleccionar el modelo que presenta el mejor desempeño, en cuanto a precisión de los valores proyectados de la tasa de crecimiento del PIB, se procedió a calcular las medidas de evaluación de pronóstico. De acuerdo con lo descrito en el apartado 2.2, el modelo que minimiza la función de pérdida es aquel que presenta los menores valores para cada una de las medidas.

En la Tabla 2 se muestran las medidas de evaluación calculadas para los pronósticos puntuales, obtenidos a partir de cada una de las estimaciones FaMIDAS. Pese a que se computaron todas las medidas de evaluación mencionadas en el apartado 2.2.5, la comparación entre los modelos se realizó tomando en cuenta principalmente los cálculos del Error cuadrático Medio (ECM), por ser considerada en gran parte de la literatura como la medida estándar para seleccionar modelos de acuerdo al desempeño de los pronósticos (Marcellino & Schumacher (2010), Bánbura & Modugno (2010a), Winkelried (2012)).

Tabla 2. Medidas de Evaluación de Pronóstico. Estimación FaMIDAS.

	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8
ECM	3,66	3,88	**3,87**	**3,72**	**3,82**	3,81	3,62	1,50
ECMP	205,39	288,26	**282,33**	**267,41**	**261,28**	257,20	252,19	71,25
EMA	2,46	2,72	**2,76**	**2,63**	**2,67**	2,62	2,47	1,12
EPMA	114,94	141,60	**141,18**	**135,02**	**136,08**	133,99	130,12	40,96

Fuente: Elaboración propia, con base en información de BCV, Seniat, INE, Sudeban, PDVSA – MENPET, FMI, FAO
Leyenda: ECM=Error Cuadrático Medio, ECMP =Error Cuadrático Medio Porcentual, EMA = Error medio Absoluto, EPMA= Error Porcentual Medio Absoluto

Tanto el ECM como el resto de las medidas de precisión de pronósticos se incrementan conforme aumenta el número de indicadores incluidos en el cálculo de los factores, excepto para el modelo G7, cuyo ECM es menor que para el resto de las estimaciones (sin incluir a G8).

Por otra parte, los resultados mostraron que el modelo FaMIDAS estimado a partir de los factores incluidos en el grupo G8, fue el que presentó los menores valores tanto del ECM como del resto de las medidas calculadas. Por esta razón, el modelo FaMIDAS G8

fue el modelo seleccionado para elaborar el segundo ejercicio de *Now-casting* y la comparación con el modelo *benchmark*.

El segundo ejercicio de *Now-casting*, consiste en suponer diferentes valores de *m*, dependiendo de la información disponible de los indicadores de alta frecuencia en cada momento del trimestre. Por tal razón, por cada trimestre se elaboraron tres proyecciones de la tasa de crecimiento del PIB a medida que la información del modelo se actualiza con los valores observados. En este caso, se presenta la evaluación de pronósticos para el modelo FaMIDAS G8, con 1 mes, 2 meses y 3 meses de información conocida de los indicadores de alta frecuencia.

Los resultados mostrados en la Tabla 3 sugieren que, a medida que se incorpora información de los indicadores de alta frecuencia, el error de pronóstico se reduce. El modelo que presenta un mejor desempeño, de acuerdo a las medidas calculadas, es el FaMIDAS G8 con información completa de los indicadores de alta frecuencia para el trimestre pronosticado.

Tabla 3. Medidas de Evaluación de Pronóstico.
Estimación FaMIDAS G8.

	1 mes (1/3)	2 meses (2/3)	3 meses 3/3
ECM	1,86	1,52	1,50
ECMP	117,64	109,37	71,25
EMA	1,53	1,20	1,12
EPMA	66,19	59,68	40,96

Fuente: Elaboración propia, con base en información de BCV, Seniat, INE, Sudeban, PDVSA – MENPET, FMI, FAO
Leyenda: ECM=Error Cuadrático Medio, ECMP =Error Cuadrático Medio Porcentual, EMA = Error medio Absoluto, EPMA= Error Porcentual Medio Absoluto.

Sin embargo, los pronósticos obtenidos con el modelo FaMIDAS G8 estimado con 1 mes y 2 meses de la información de los indicadores de alta frecuencia, mostraron menor ECM que los pronósticos obtenidos con los modelos G1 a G7. Este hecho corroboró que, incluso cuando no se tiene información completa de los indicadores para el trimestre que se desea pronosticar, el modelo seleccionado es el mejor de los ocho estimados.

4.2. Estimación del Modelo *Benchmark.*

Dado que en la serie del PIB se observa la presencia de estacionalidad, tal como se señaló en párrafos anteriores, el modelo estimado es un ARIMA estacional o SARIMA, cuyas propiedades fueron descritas en el apartado 3.3.3. Dicha especificación corresponde al modelo (0,1,1) (0,1,1), el cuál puede expresarse como:

$$\Delta\Delta_4 PIB_t = (1 + \theta B)(1 + \Theta B^4)\varepsilon_t$$

donde B es el operador de rezago y ε_t es el término de perturbación aleatoria. Tal como se observa en la especificación anterior, el modelo seleccionado tiene una diferencia regular, una diferencia estacional, un término de medias móviles de la parte regular y un término de medias móviles estacional.

Las pruebas gráficas de las funciones de autocorrelación simple y parcial, así como el algoritmo implementado en el paquete estadístico TRAMO/SEATS[6] indican que esta especificación es la más adecuada para pronosticar la tasa de crecimiento del PIB real (Ver Apéndice B).

El modelo estimado cumple con la condición de invertibilidad y con los supuestos relacionados con los residuos del modelo, tales como normalidad, homocedasticidad y la no presencia de autocorrelación. Tal como se muestra en la Tabla x del apéndice B, los resultados de las pruebas realizadas sugieren que los residuos del modelo estimado son normales, homocedásticos y no se observa la presencia de autocorrelación serial

De igual manera que en el caso de la estimación FaMIDAS, la evaluación de los pronósticos se elaboró para el período I 2011 – III 2015. Dicho pronóstico se realizó a una etapa, es decir, con la información observada hasta el período *t* se obtiene el pronóstico de *t+1*. Cabe destacar que el modelo fue reestimado a medida que se actualizaba la base de datos con nueva información publicada del PIB.

[6] Desarrollado por Gómez y Maravall en 1994.

4.3. Evaluación y comparación de los pronósticos FaMIDAS – Modelo *Benchmark.*

A continuación se presentan los cálculos de las principales medidas de evaluación de pronóstico para los valores puntuales de todas las estimaciones realizadas, incluyendo el modelo *benchmark.*

Las estimaciones del modelo FaMIDAS G8, corresponden al primer ejercicio de *now-casting*, que al igual que el resto de los pronósticos obtenidos con esta metodología se calcularon suponiendo información completa para cada trimestre de los indicadores de alta frecuencia. Al respecto, se observa que el modelo FaMIDAS G8 presenta los menores valores para cada una de las medidas calculadas, en comparación con el resto de las estimaciones. Por el contrario, el modelo *benchmark* presenta el mayor error de pronóstico, medido a través del ECM, tal como se observa en la tabla 4.

Tabla 4. Medidas de Evaluación de Pronóstico.
FaMIDAS – Modelo *Benchmark*

	Modelo Benchmark	FAMIDAS							
		G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8
ECM	5,64	3,66	3,88	3,87	3,72	3,82	3,81	3,62	1,50
ECMP	344,73	205,39	288,26	282,33	267,41	261,28	257,20	252,19	71,25
EMA	4,54	2,46	2,72	2,76	2,63	2,67	2,62	2,47	1,12
EPMA	188,76	114,94	141,60	141,18	135,02	136,08	133,99	130,12	40,96

Fuente: Elaboración propia, con base en información de BCV, Seniat, INE, Sudeban, PDVSA – MENPET, FMI, FAO
Leyenda: ECM=Error Cuadrático Medio, ECMP =Error Cuadrático Medio Porcentual, EMA = Error medio Absoluto, EPMA= Error Porcentual Medio Absoluto

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En la presente investigación se llevó a cabo la estimación de pronósticos de la tasa de crecimiento del PIB real de Venezuela durante el período I 2004 – III 2015. Para ello se emplearon dos metodologías. La primera de ellas, denominada FaMIDAS, la cual fue propuesta por Ghysels *et al.* (2003), y la segunda, es la metodología clásica propuesta por Box & Jenkins (1976), la cual fue empleada para estimar el modelo de comparación o *benchmark.*

El modelo FaMIDAS se estimó en dos etapas, tal como en los trabajos de Giannone *et al.* (2005), Marcellino & Schumacher (2010), entre otros. En la primera etapa, se calcularon los factores estáticos aplicando Análisis de Componentes Principales (ACP) a un conjunto de información de 30 indicadores, organizados en subconjuntos con la finalidad de seleccionar aquellos factores o grupos de factores que explicaran un mayor porcentaje de la varianza.

Los primeros siete subconjuntos de información se organizaron siguiendo un procedimiento similar al aplicado por Bánbura & Modugno (2010a), en el cual se realiza el ACP al conjunto completo de información, a partir del cual se excluyen series para formar subconjuntos más pequeños. El ACP realizado al último subconjunto, o grupo 8, se llevó a cabo con el procedimiento de Wu & Xia (2015), el cual consiste en agrupar la información por sectores de la economía, con la finalidad de explicar el mayor porcentaje posible de la varianza con el primer factor calculado. Siguiendo este procedimiento, los indicadores de alta frecuencia se agruparon en cuatro sectores: actividad real y precios, fiscal, monetario – financiero y misceláneos.

En la segunda etapa, se realizaron las estimaciones FaMIDAS y se incorporaron como regresores a los factores calculados en la etapa anterior. Así, se obtuvieron ocho modelos a partir de los cuales se elaboraron los pronósticos. El ACP mostró que, en efecto, el procedimiento aplicado por Wu & Xia (2015), permite capturar un mayor porcentaje de la varianza explicada con el primer factor calculado para cada uno de los grupos clasificados por sectores. Por tanto, el modelo denominado FaMIDAS G8, estimado a partir de estos

factores, fue seleccionado para elaborar el ejercicio de *Now-casting* (para distintos valores de m) y la comparación con el modelo *Benchmark.*

Al respecto, los resultados mostraron que los pronósticos obtenidos con el modelo FaMIDAS G8, estimado con 1 mes, 2 meses y 3 meses de la información de los indicadores de alta frecuencia, tuvieron un menor ECM que los pronósticos obtenidos con los modelos G1 a G7. Este hecho corroboró que, incluso cuando no está disponible la información completa de los indicadores mensuales, el modelo seleccionado es el mejor de los ocho estimados. De igual manera, es importante resaltar el progreso observado en la precisión de los pronósticos puntuales de la tasa de crecimiento del PIB a medida que se incorpora información de los indicadores de alta frecuencia.

Con respecto al modelo *benchmark*, este fue estimado siguiendo los pasos de la metodología clásica de Box & Jenkins (1976). El período de estimación y evaluación de los pronósticos es idéntico al considerado para el caso de los modelos FaMIDAS, es decir, I 2011 – III 2015. Los resultados mostraron que el modelo *benchmark* presenta el mayor error de pronóstico, medido a través del ECM. Al respecto, se observaron diferencias significativas entre el modelo *benchmark* y las estimaciones FAMIDAS, en especial con el modelo FaMIDAS G8, en cuanto a las medidas de evaluación de pronósticos calculadas. Estos hallazgos ponen en evidencia las ventajas de utilizar la estructura de los modelos FaMIDAS para la elaboración de pronósticos de corto plazo, tal como señalan Winkelried (2012), Marcellino & Schumacher (2010) y Vargas (2014).

Uno de los principales elementos de la estimación FaMIDAS que tiene impactos significativos en el desempeño de los pronósticos es la construcción de los factores. Si bien en la literatura sobre el tema, autores como Marcellino & Schumacher (2010) demuestran que el método de cálculo de los factores no tiene impactos significativos sobre los pronósticos, la forma en la que se organizan los indicadores sí tiene repercusiones sobre estos, tal como revelan los resultados obtenidos en la presenta investigación. Estos hallazgos, coinciden con lo reportado en los trabajos de Bánbura & Modugno (2010a) y Boivin & Ng (2005), aun cuando la metodología es aplicada para economías diferentes. En dichas investigaciones la solución descrita es utilizar subgrupos de indicadores que

contengan un menor número de series, tal como se procedió para el cálculo de los factores de los grupos G1 a G7.

Sin embargo, tal como se evidencia en los resultados de esta investigación, la propuesta reciente de Wu & Xia (2015) permitió obtener pronósticos más precisos. Pese a que las autoras emplean esta forma de agrupación de los indicadores para fines explicativos, se demostró que también permite obtener resultados favorables para fines predictivos.

Cabe destacar, que a pesar de las dificultades presentadas en relación con la disponibilidad de la información estadística, los resultados obtenidos son satisfactorios. Sin embargo, desde el punto de vista econométrico, sería interesante implementar en futuras investigaciones la metodología FaMIDAS para conjuntos de información no balanceados, empleando técnicas como el filtro de Kalman.

Por otra parte, los resultados obtenidos en la presente investigación corroboran la evidencia presentada en los trabajos de autores como Winkelried (2012), Marcellino & Schumacher (2010), entre otros, en los cuales destacan las bondades de estos modelos para estimar pronósticos de corto plazo de tipo *nowcast*. No obstante, sería interesante evaluar el desempeño de esta metodología empleando estructuras de tipo *backcast* y *forecast* en la estimación del PIB y otras variables macroeconómicas para el caso venezolano en investigaciones futuras.

APÉNDICE A

Tabla a.1. Indicadores seleccionados

№ de series	Actividad/ sector	Nombre de la serie	Transformación	Fuente
9	**Manufactura (Índices de volumen de la producción)**	Alimentos, bebidas y tabaco	DLSA	BCV
		Prendas de vestir	DLSA	
		Madera y productos de madera	DLSA	
		Sustancias y productos químicos	DLSA	
		Productos minerales no metálicos	DLSA	
		Metales comunes	DLSA	
		Productos de metal	DLSA	
		Productos de caucho y plástico	DLSA	
		Vehículos automotores	DLSA	
2	**Comercio**	Índice volumen de ventas comerciales al por mayor	DLSA	BCV
		Indice de volumen de ventas comerciales al por menor		
3	**Precios**	Indice de precios al productor	DL	BCV
		Índice de precios al Mayor	DL	
		Índice de Precios al Consumidor	DL	
8	**Sector monetario - financiero**	M1	DLSA	BCV - SUDEBAN
		M2	DLSA	
		Tasa de interés aplicada a las actividades agrícolas	ST	
		Tasa de interés aplicada al sector manufacturero	ST	
		Tasa de interés aplicada al sector servicios	ST	
		Tasa de interés aplicada a las actividades comerciales	ST	
		Tasa de interés aplicada al transporte	ST	
		Tasa de interés aplicada a las tarjetas de crédito	ST	
3	Sector fiscal	Impuesto sobre la renta (No petrolero)	DLSA	SENIAT
		Impuesto al Valor Agregado	DLSA	
		Impuesto a las importaciones	DL	
5	***Misceláneos***	Precio promedio del petróleo (Cesta venezolana)	DL	PDVSA - MENPET
		Importaciones totales	DLSA	INE -BCV
		Población Ocupada	DL	INE
		Índice mundial de precios de los alimentos	DL	FAO
		Índice internacional de precios de materias primas	DL	FMI

DL=Diferencia logarítmica
DLSA = Diferencia logarítmica. Serie ajustada estacionalmente
ST =Sin transformación

Tabla a.2. Indicadores incluidos en los grupos G1 a G4 para el cálculo de los factores

Grupo	№ de series	Nombre de la serie	Transformación	Fuente
G1	8	Alimentos, bebidas y tabaco	DLSA	BCV
		Sustancias y productos químicos	DLSA	
		Productos minerales no metálicos	DLSA	
		Índice volumen de ventas comerciales al por mayor	DLSA	
		Índice de volumen de ventas comerciales al por menor	DLSA	
		Índice de precios al productor	DL	
		Índice de precios al Mayor	DL	
		Índice de Precios al Consumidor	DL	
G2	**11**	Alimentos, bebidas y tabaco	DLSA	BCV – SENIAT-MENPET
		Sustancias y productos químicos	DLSA	
		Productos minerales no metálicos	DLSA	
		Productos de caucho y plástico	DLSA	
		Índice volumen de ventas comerciales al por mayor	DLSA	
		Índice de volumen de ventas comerciales al por menor	DLSA	
		Índice de precios al productor	DL	
		Índice de precios al Mayor	DL	
		Índice de Precios al Consumidor	DL	
		Impuesto sobre la renta (No petrolero)	DLSA	
		Precio promedio del petróleo (Cesta venezolana)	DL	
G3	**12**	Alimentos, bebidas y tabaco	DLSA	BCV-SENIAT-MENPET
		Sustancias y productos químicos	DLSA	
		Productos minerales no metálicos	DLSA	
		Productos de caucho y plástico	DLSA	
		Índice volumen de ventas comerciales al por mayor	DLSA	
		Indice de volumen de ventas comerciales al por menor	DLSA	
		Índice de precios al productor	DL	
		Índice de precios al Mayor	DL	
		Índice de Precios al Consumidor	DL	
		Impuesto sobre la renta (No petrolero)	DLSA	
		Precio promedio del petróleo (Cesta venezolana)	DL	
		Impuesto a las importaciones	DL	
G4	**16**	Alimentos, bebidas y tabaco	DLSA	BCV-SENIAT-MENPET-INE
		Sustancias y productos químicos	DLSA	
		Productos minerales no metálicos	DLSA	
		Productos de caucho y plástico	DLSA	
		Productos de metal	DLSA	
		Madera y productos de madera	DLSA	
		Prendas de vestir	DLSA	
		Impuesto a las importaciones	DL	
		Importaciones totales	DLSA	
		Índice volumen de ventas comerciales al por mayor	DLSA	
		Índice de volumen de ventas comerciales al por menor	DLSA	
		Índice de precios al productor	DL	
		Índice de precios al Mayor	DL	
		Índice de Precios al Consumidor	DL	
		Impuesto sobre la renta (No petrolero)	DLSA	
		Precio promedio del petróleo (Cesta venezolana)	DL	

Tabla a.2. Indicadores incluidos en los grupos G5 a G7 para el cálculo de los factores

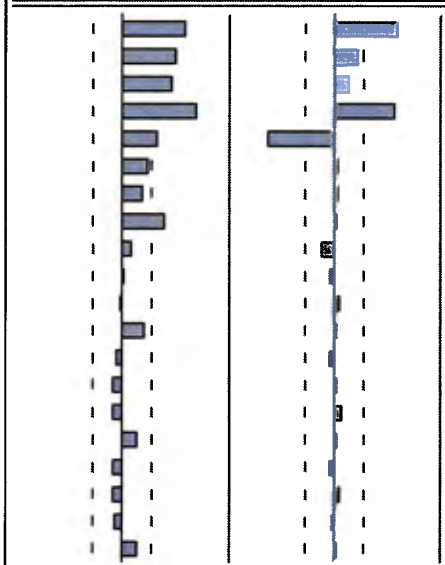
Grupo	№ de series	Nombre de la serie	Transformación	Fuente
G5	23	Alimentos, bebidas y tabaco	DLSA	BCV SENIAT MENPET INE
		Sustancias y productos químicos	DLSA	
		Productos minerales no metálicos	DLSA	
		Productos de caucho y plástico	DLSA	
		Productos de metal	DLSA	
		Madera y productos de madera	DLSA	
		Prendas de vestir	DLSA	
		Impuesto a las importaciones	DL	
		Importaciones totales	DLSA	
		Índice volumen de ventas comerciales al por mayor	DLSA	
		Índice de volumen de ventas comerciales al por menor	DLSA	
		Índice de precios al productor	DL	
		Índice de precios al Mayor	DL	
		Índice de Precios al Consumidor	DL	
		Impuesto sobre la renta (No petrolero)	DLSA	
		Metales comunes	DLSA	
		Vehículos automotores	DLSA	
		Impuesto al Valor Agregado	DLSA	
		Población Ocupada	DL	
		M1	DLSA	
		M2	DLSA	
		Precio promedio del petróleo (Cesta venezolana)	DL	
		Índice internacional de precios de materias primas	DL	
G6	25	Alimentos, bebidas y tabaco	DLSA	BCV SENIAT INE MENPET FMI FAO
		Sustancias y productos químicos	DLSA	
		Productos minerales no metálicos	DLSA	
		Productos de caucho y plástico	DLSA	
		Productos de metal	DLSA	
		Madera y productos de madera	DLSA	
		Prendas de vestir	DLSA	
		Impuesto a las importaciones	DL	
		Importaciones totales	DLSA	
		Índice volumen de ventas comerciales al por mayor	DLSA	
		Índice de volumen de ventas comerciales al por menor	DLSA	
		Índice de precios al productor	DL	
		Índice de precios al Mayor	DL	
		Índice de Precios al Consumidor	DL	
		Impuesto sobre la renta (No petrolero)	DLSA	
		Metales comunes	DLSA	
		Vehículos automotores	DLSA	
		Impuesto al Valor Agregado	DLSA	
		Población Ocupada	DL	
		M1	DLSA	
		M2	DLSA	
		Precio promedio del petróleo (Cesta venezolana)	DL	
		Índice internacional de precios de materias primas	DL	

		Índice mundial de precios de los alimentos	DL	
		Tasa de interés aplicada a las actividades comerciales	ST	
G7	**30**	Incluye todas las series mencionadas en la tabla a.1		

APÉNDICE B

Gráfico b.1. Correlograma: Serie PIB

Date: 06/26/17 Time: 18:08
Sample: 2004Q1 2015Q4
Included observations: 48



	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.617	0.617	19.440	0.000
2	0.527	0.237	33.951	0.000
3	0.476	0.140	46.037	0.000
4	0.722	0.588	74.432	0.000
5	0.350	-0.642	81.255	0.000
6	0.260	0.035	85.120	0.000
7	0.199	0.031	87.440	0.000
8	0.417	0.021	97.850	0.000
9	0.092	-0.117	98.367	0.000
10	0.023	-0.036	98.400	0.000
11	-0.014	0.058	98.412	0.000
12	0.207	0.019	101.28	0.000
13	-0.059	-0.035	101.52	0.000
14	-0.093	0.016	102.12	0.000
15	-0.091	0.066	102.73	0.000
16	0.139	0.014	104.18	0.000
17	-0.084	-0.046	104.73	0.000
18	-0.090	0.057	105.38	0.000
19	-0.074	-0.015	105.83	0.000
20	0.147	0.008	107.69	0.000

Tabla b.2. Análisis de los residuos de la estimación

Modelo *benchmark*			
Test	**Grados de libertad**	**Valor**	**Probabilidad**
Breusch - Godfrey	F (2,42)	0,45	0,64
ARCH	F (1,44)	0,30	0,59
Jarque Bera	CHI(2)	2,68	0,26

Tabla b.5.
Correlaciones

	PIB_SA
PIB_SA	1
ALIM_SA	0.85786
CAUCHO_PLAST	0.676978
M1_SA	0.735104
M2_SA	0.764361
MADERA_SA	-0.484924
METALES_COM	-0.578125
PRENDAS_SA	0.741818
PROD_MET_SA	-0.008651
PROD_MIN_SA	-0.126397
PRPD	0.823932
SUST_QUIM_S/	0.672753
TI_AGR	-0.211538
TI_COM	0.211673
TI_MANUF	0.096332
TI_SERV	0.380142
TI_TC	-0.595903
TI_TRANS	0.240804
VEH_AUTO_SA	-0.10818
VTAMAYOR_SA	0.959947
VTAMENOR_SA	0.962317
FAO	0.856083
IMP	0.914952
IMPM	0.807318
IPC	0.772365
IPCOM	0.847047
IPM	0.778278
IPP	0.786902
IVA	0.726218
ISLR	0.807129

Tabla b.6. Análisis de los residuos de la estimación

Modelo FaMIDAS G8			
Test	Grados de libertad	Valor	Probabilidad
Jarque Bera	CHI(2)	0,39	0,82

Tabla b.7. Correlograma de los residuos. Estimación FaMIDAS G8

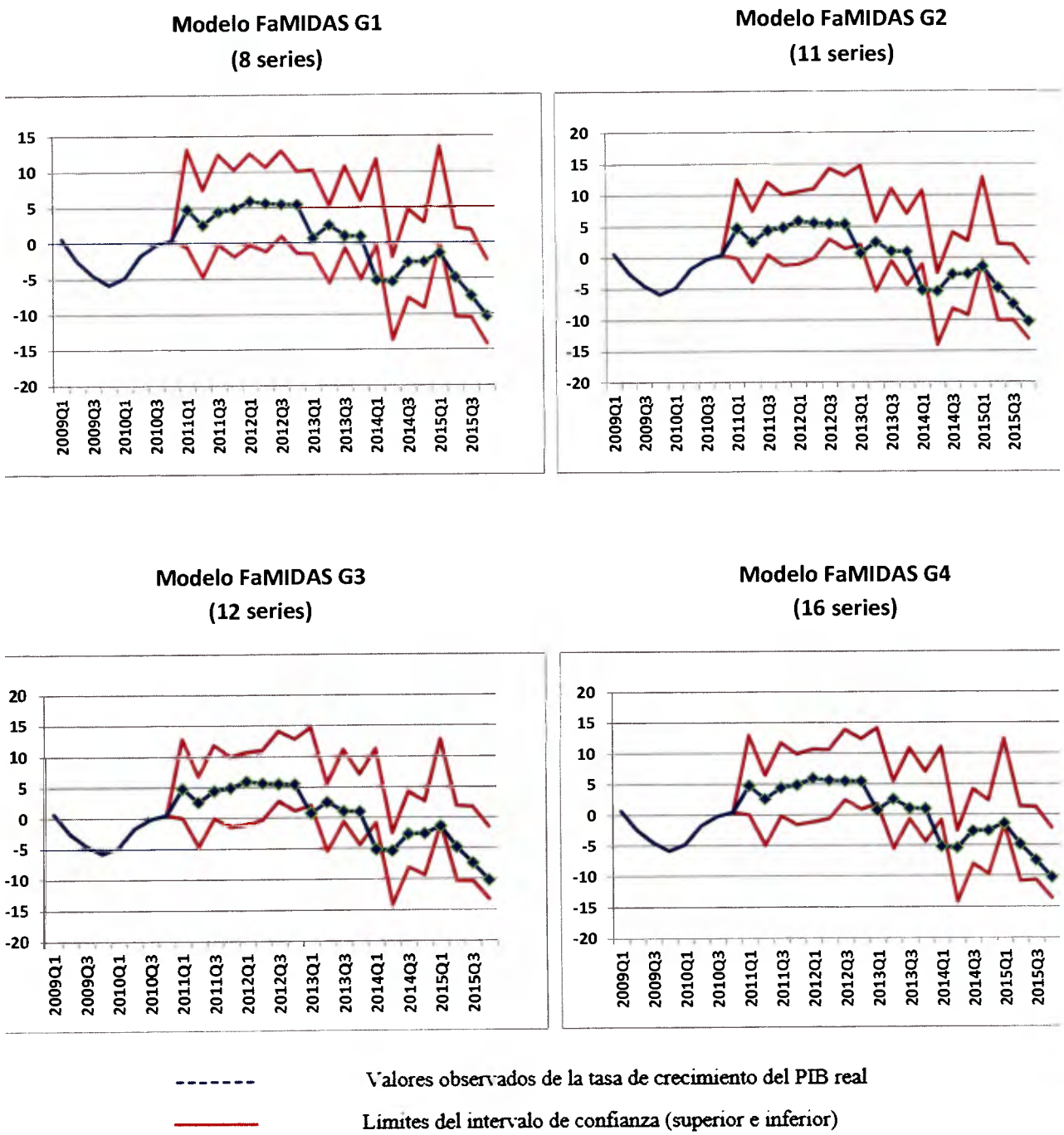
Date: 04/28/17 Time: 15:23
Sample: 2004Q1 2015Q3
Included observations: 44

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1	-0.140	-0.140	0.9259	0.336
		2	0.320	0.306	5.8612	0.053
		3	-0.129	-0.062	6.6821	0.083
		4	-0.056	-0.193	6.8426	0.144
		5	-0.203	-0.193	8.9897	0.109
		6	-0.220	-0.228	11.566	0.072
		7	-0.004	0.052	11.567	0.116
		8	-0.167	-0.079	13.135	0.107
		9	0.067	-0.070	13.397	0.145
		10	0.045	0.045	13.516	0.196
		11	0.160	0.087	15.089	0.178
		12	0.057	-0.001	15.298	0.226
		13	-0.041	-0.178	15.408	0.283
		14	0.038	-0.047	15.507	0.344
		15	-0.003	0.154	15.508	0.415
		16	-0.056	0.009	15.731	0.472
		17	0.094	0.107	16.401	0.496
		18	-0.052	-0.023	16.612	0.550
		19	-0.005	-0.103	16.614	0.616
		20	-0.096	-0.063	17.389	0.628

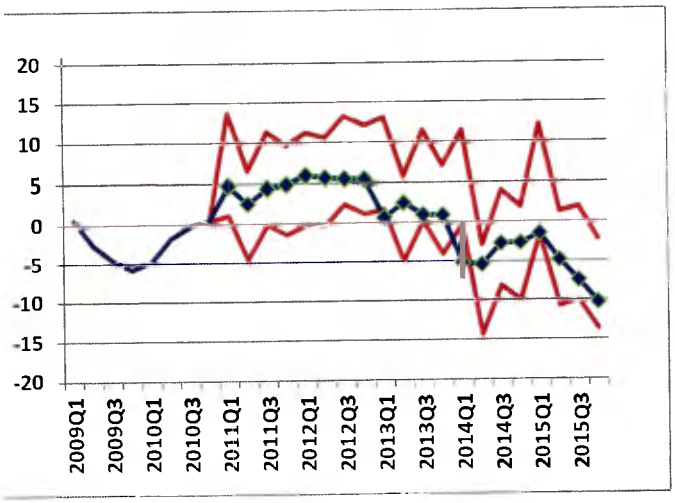
*Probabilities may not be valid for this equation specification.

APÉNDICE C.

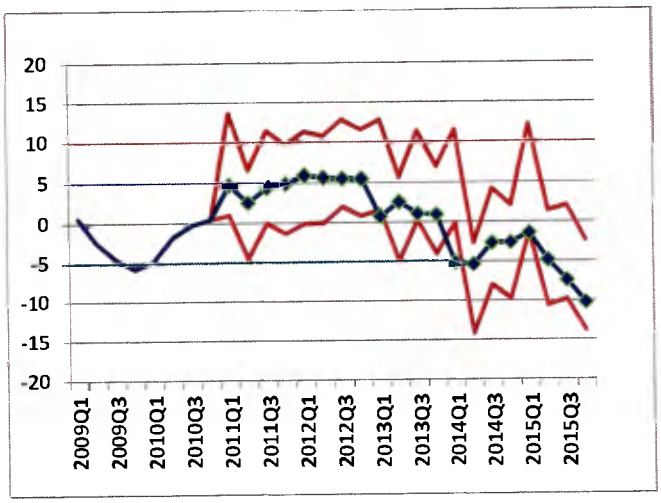
Gráfico c.1. Intervalos de confianza para los pronósticos. Estimación FaMIDAS.



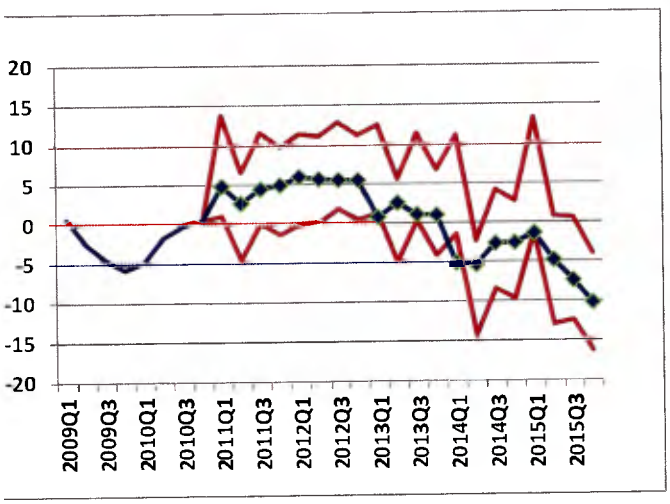
Modelo FaMIDAS G5
(23 series)



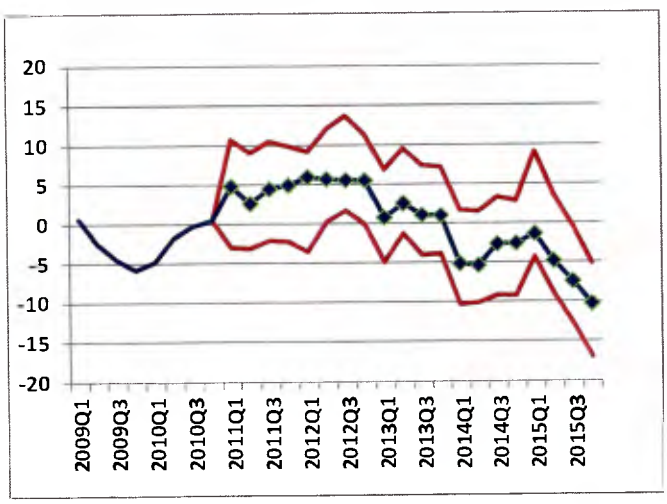
Modelo FaMIDAS G6
(25 series)



Modelo FaMIDAS G7
(30 series)



Modelo FaMIDAS G8 (*m* =3)
(30 series)

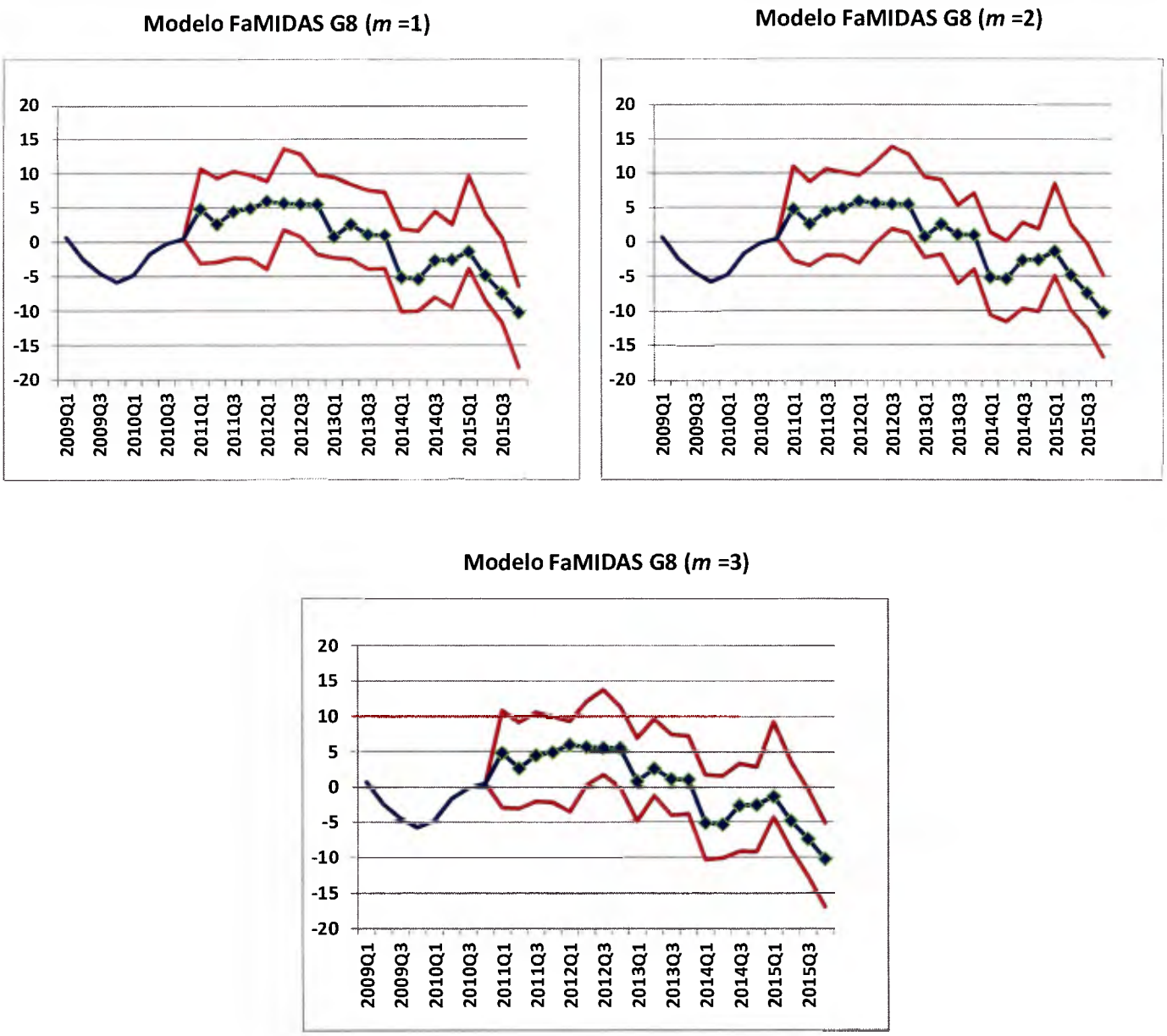


- - - - - - - Valores observados de la tasa de crecimiento del PIB real

——— Límites del intervalo de confianza (superior e inferior)

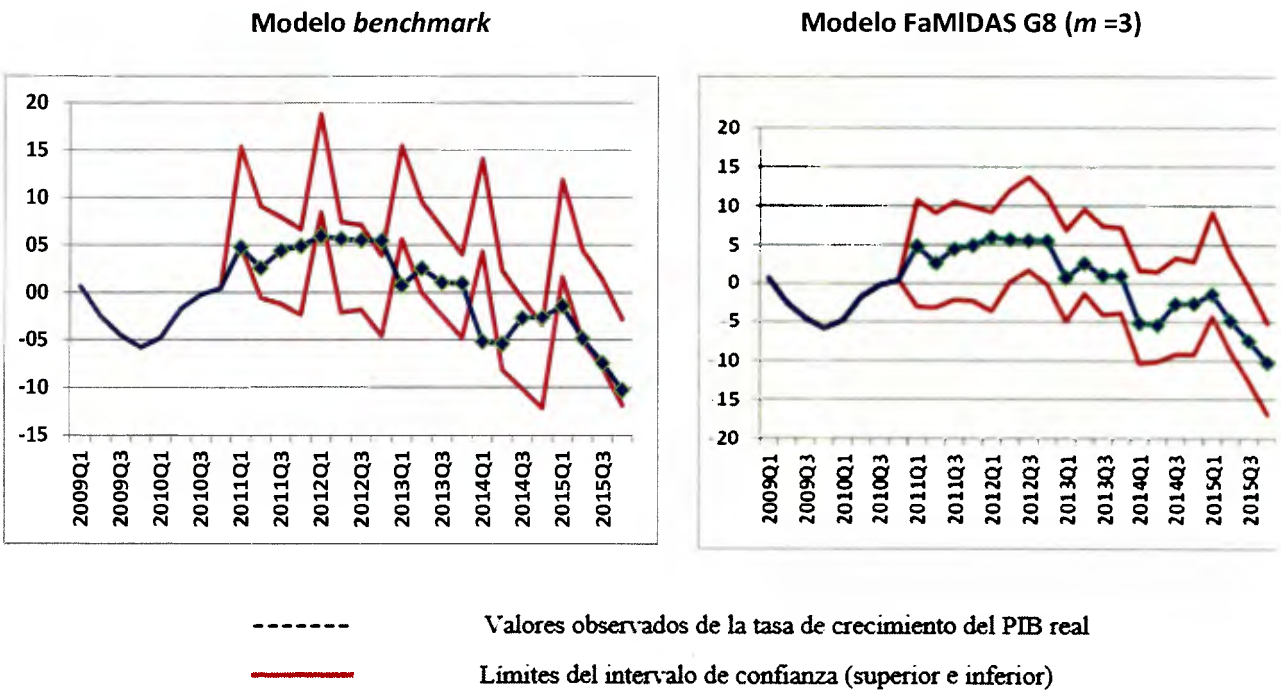
APÉNDICE D.

Gráfico d.1. Intervalos de confianza para los pronósticos. Estimación FaMIDAS. *Now-casting* de la tasa de crecimiento del PIB (para valores de *m* = 1, 2 y 3).



APÉNDICE E.

Gráfico e.1. Intervalos de confianza para los pronósticos. Comparación modelo *benchmark* vs. FaMIDAS G8.



APÉNDICE F.

Pronósticos puntuales de la tasa de crecimiento del PIB real de Venezuela. Período I 2011 – III2015

Trimestre	Valores Observados	Pronósticos								
		Modelo *Benchmark*	Modelo FAMIDAS							
			G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8*
2011 Q1	4.8	10.1	6.3	6.3	7.4	6.5	7.4	7.4	7.4	3.9
2011 Q2	2.6	4.3	1.4	1.8	1.0	0.8	1.0	1.1	1.0	3.0
2011 Q3	4.4	3.4	6.2	6.4	5.8	5.8	5.6	5.8	5.8	4.2
2011 Q4	4.9	2.2	4.2	4.4	4.2	4.2	4.1	4.2	4.2	3.9
2012 Q1	5.9	13.6	6.2	4.8	4.8	4.8	5.5	5.6	5.6	2.8
2012 Q2	5.6	2.7	4.8	5.6	5.4	5.0	5.6	5.4	5.6	6.1
2012 Q3	5.5	2.7	7.0	8.7	8.4	8.2	7.9	7.5	7.4	7.7
2012 Q4	5.5	-0.3	4.4	7.4	7.0	6.6	6.7	6.3	5.8	5.6
2013 Q1	0.8	10.5	4.4	8.5	8.4	7.9	7.4	7.2	6.9	1.0
2013 Q2	2.6	4.8	-0.1	0.2	0.1	0.0	0.4	0.4	0.3	4.1
2013 Q3	1.1	2.2	5.1	5.3	5.2	5.1	5.9	5.8	5.8	1.7
2013 Q4	1.0	-0.4	0.5	1.4	1.4	1.3	1.5	1.5	1.3	1.6
2014 Q1	-5.2	9.2	5.8	4.9	5.2	5.1	5.6	5.8	4.8	-4.3
2014 Q2	-5.4	-2.9	-7.7	-8.2	-8.3	-8.4	-8.5	-8.4	-8.3	-4.3
2014 Q3	-2.7	-5.4	-1.4	-2.0	-1.9	-1.9	-2.0	-1.9	-2.1	-2.9
2014 Q4	-2.6	-7.8	-3.1	-3.2	-3.3	-3.7	-4.0	-3.8	-3.5	-3.2
2015 Q1	-1.4	6.8	6.8	6.2	5.8	5.4	5.3	5.5	6.0	2.4
2015 Q2	-4.8	-0.2	-4.1	-3.9	-4.2	-4.7	-4.6	-4.6	-6.1	-2.7
2015 Q3	-7.4	-3.3	-4.3	-4.0	-4.3	-4.7	-4.0	-3.9	-5.9	-6.6

Fuente: Elaboración Propia

*Corresponde a los pronósticos elaborados con información completa de los indicadores mensuales, es decir, para $m = 3$

ANEXO ESTADÍSTICO

№ de serie	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
	Actividad económica										
Mes/ año	Alimentos bebidas y tabaco	Prendas de vestir	Madera y productos de madera	Sustancias y productos químicos	Productos de caucho y plástico	Productos minerales no metálicos	Metales comunes	Productos de metal	Vehículos automotores	Índice de volumen de ventas comerciales al mayor	Índice de volumen de ventas comerciales al menor
ene-04	102.10	15.61	95.53	72.10	68.87	78.96	150.53	60.89	39.24	58.94	71.95
feb-04	99.19	36.01	125.68	89.20	81.37	90.62	186.35	65.55	43.62	55.57	74.73
mar-04	103.47	49.02	199.26	114.05	93.40	100.20	200.75	81.69	51.84	72.16	81.28
abr-04	86.31	42.90	139.98	92.30	74.49	94.86	132.58	77.19	49.48	60.96	78.32
may-04	97.18	60.21	158.87	108.34	90.86	106.30	165.18	81.25	57.96	59.6	88.15
jun-04	87.27	56.76	166.62	127.04	84.63	104.51	190.29	90.96	59.26	64.9	85.19
jul-04	90.40	55.96	174.11	109.91	85.07	104.79	198.70	89.90	56.20	70.35	94.71
ago-04	95.57	57.86	170.64	119.13	88.38	110.54	201.89	82.15	58.22	73.11	93.82
sep-04	89.94	71.23	141.68	115.28	96.62	104.44	214.00	82.55	63.78	79.23	93.29
oct-04	93.09	59.40	157.64	117.30	92.87	96.37	200.40	95.11	63.33	81.61	97.4
nov-04	102.16	68.70	187.89	128.49	108.82	108.14	160.21	100.94	70.57	90.72	108.8
dic-04	97.61	32.28	122.44	91.67	81.95	99.75	156.46	77.93	45.87	89.1	152.45
ene-05	95.15	17.46	83.99	91.25	78.70	91.24	161.86	66.63	51.93	62.41	90.13
feb-05	92.99	49.02	209.05	105.08	86.93	95.66	169.71	84.25	68.71	67.91	96.32
mar-05	99.22	45.66	170.13	118.57	96.33	105.32	149.78	87.75	75.71	73.66	109.63
abr-05	106.19	47.01	149.37	122.68	97.73	117.65	178.64	104.79	78.74	71.29	109.88
may-05	103.34	50.02	136.49	129.27	104.00	116.55	181.15	99.78	81.66	75.21	121.95
jun-05	95.73	55.28	123.57	116.05	104.00	110.01	187.75	109.35	81.67	76.86	114.34
jul-05	100.87	54.83	175.42	119.37	103.23	104.71	189.67	99.42	82.72	78.41	120.46
ago-05	108.00	63.08	146.59	125.12	114.44	109.80	190.52	113.11	86.60	92.77	119.24
sep-05	103.05	65.96	178.46	126.26	107.34	114.19	214.58	103.02	81.31	98.51	118.73
oct-05	104.62	74.44	150.63	127.56	109.74	117.14	197.23	119.34	71.00	95.23	132.87
nov-05	111.78	76.89	176.89	134.80	122.55	113.03	184.98	168.70	76.14	114.12	148.55
dic-05	107.77	37.01	99.44	95.66	95.44	104.25	158.83	152.74	54.08	115.13	208.11
ene-06	100.77	24.31	65.72	96.70	103.01	97.02	169.83	134.77	61.60	77.95	126.59
feb-06	101.56	43.57	113.22	107.45	107.10	108.55	176.02	132.63	64.83	87.44	126.67
mar-06	118.66	72.16	157.71	124.25	129.07	128.32	184.14	157.02	75.49	112.35	142.01
abr-06	98.71	50.94	134.09	97.83	97.93	111.69	178.28	93.45	67.55	90.81	134.98
may-06	121.01	61.74	151.87	129.83	123.48	124.11	192.25	104.56	87.56	120.16	152.58
jun-06	110.84	64.46	168.99	124.41	122.40	131.09	200.12	118.41	94.82	111.53	154.69
jul-06	111.13	56.42	160.70	118.41	133.02	114.46	208.69	109.13	83.28	108.41	154.38
ago-06	122.26	57.30	162.57	136.97	146.12	127.58	204.31	167.48	103.06	124.47	157.37
sep-06	117.47	64.72	152.32	137.94	141.78	133.61	213.73	127.75	96.79	135.19	164.97
oct-06	123.44	65.05	146.12	144.55	150.11	137.08	206.44	125.00	96.37	146.02	175.19
nov-06	132.67	74.87	196.70	150.18	166.07	134.91	186.43	137.85	97.83	167.4	219.87
dic-06	117.59	36.56	101.12	93.05	127.90	106.38	164.15	108.01	55.97	139.83	254.34
ene-07	119.00	21.50	53.96	92.30	129.59	104.26	203.65	97.40	66.74	120.83	173.72
feb-07	115.26	51.62	85.95	108.28	131.85	123.50	196.78	118.79	63.59	122.09	174.78
mar-07	129.03	66.93	161.36	136.52	161.64	146.35	204.03	127.31	82.64	161.16	205.52
abr-07	109.80	48.25	114.60	110.19	129.87	129.46	204.43	104.96	71.91	108.35	179.53
may-07	132.73	61.12	177.87	134.41	155.42	152.12	217.39	136.40	94.91	132.1	215.42
jun-07	129.46	61.96	189.07	135.65	158.18	149.26	217.30	142.77	92.93	135.04	206.88
jul-07	127.94	63.84	201.82	133.69	167.26	143.87	229.85	136.69	82.88	126.48	222.05
ago-07	138.71	72.54	202.07	147.80	188.31	151.69	208.94	129.41	104.23	148.1	231.52
sep-07	125.20	74.24	127.66	130.67	180.90	150.23	198.14	122.31	89.93	148.23	250.57
oct-07	132.84	88.84	166.72	144.55	189.65	154.53	211.62	126.18	94.00	162.5	252.53
nov-07	134.39	83.46	212.85	137.74	189.23	155.39	200.40	152.47	86.50	175.34	322.13
dic-07	109.16	39.96	117.87	92.86	142.61	128.70	142.07	90.56	53.54	146.1	363.28

№ de serie	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
	Actividad económica										
Mes/ año	Alimentos bebidas y tabaco	Prendas de vestir	Madera y productos de madera	Sustancias y productos químicos	Productos de caucho y plástico	Productos minerales no metálicos	Metales comunes	Productos de metal	Vehículos automotores	Índice de volumen de ventas comerciales al mayor	Índice de volumen de ventas comerciales al menor
ene-08	126.90	36.06	60.56	89.89	155.91	123.23	166.55	90.34	34.35	111.47	234.44
feb-08	128.80	83.50	196.67	121.48	171.73	142.30	178.20	111.11	74.78	131.28	233.71
mar-08	125.12	81.69	173.41	111.64	149.84	140.91	140.82	109.04	75.62	132.31	250.04
abr-08	137.15	75.80	182.98	123.92	153.17	161.71	183.35	117.31	82.04	133.08	247.79
may-08	131.09	69.21	177.79	132.84	155.82	155.43	193.10	120.39	86.44	132.31	262.65
jun-08	129.33	62.22	160.00	134.58	164.63	150.36	193.58	133.29	92.05	126.7	246.12
jul-08	140.14	69.09	195.13	137.08	157.45	157.37	203.53	117.43	89.62	137.1	254.74
ago-08	131.76	70.06	175.87	137.91	162.53	151.10	198.03	112.03	59.80	138.93	259.89
sep-08	126.34	84.05	152.30	133.90	166.52	149.73	205.79	125.08	61.44	153.52	261.24
oct-08	137.65	87.82	171.52	137.25	165.83	169.20	197.81	123.31	102.82	177.5	258.59
nov-08	128.93	79.71	147.38	129.60	154.31	147.95	180.23	135.85	58.31	185.68	290.31
dic-08	121.91	36.38	113.93	93.57	110.29	108.91	137.13	104.95	66.91	159.77	388.81
ene-09	127.61	21.82	52.79	88.64	124.96	61.47	80.48	70.43	63.24	108.25	238.01
feb-09	120.98	45.40	145.60	103.44	135.27	75.86	117.48	90.14	72.80	116.57	226.61
mar-09	144.76	63.56	161.76	122.86	156.82	91.82	142.47	123.06	91.41	140.73	235.54
abr-09	121.73	48.37	122.23	101.24	126.89	94.30	119.81	85.76	76.34	109.18	214.2
may-09	127.89	56.71	115.87	118.78	128.47	97.10	119.57	102.98	61.14	115.99	243.34
jun-09	123.38	47.14	110.22	124.52	126.28	95.27	131.23	120.98	69.47	114.24	214.7
jul-09	126.81	57.53	108.19	134.28	125.15	93.88	115.80	92.09	70.09	115.38	224.36
ago-09	120.74	52.14	116.83	122.49	126.31	107.50	110.28	98.07	53.40	114.51	232.6
sep-09	120.99	67.47	122.11	131.01	122.17	103.53	126.69	96.89	79.39	126.17	223.38
oct-09	134.22	78.78	155.71	133.37	125.68	97.55	100.17	91.33	86.18	138.43	233.26
nov-09	133.34	85.59	124.85	137.62	126.09	102.01	98.52	86.20	77.55	145.55	256.88
dic-09	120.27	43.96	77.10	91.74	82.10	81.04	72.29	84.77	53.94	120.53	337.7
ene-10	122.14	23.03	58.36	88.87	82.72	84.08	62.34	55.76	37.08	93.74	217.91
feb-10	121.17	48.35	114.90	112.56	110.26	82.40	67.54	85.02	69.13	112.18	182.51
mar-10	134.36	64.11	124.81	123.52	116.66	96.79	76.53	80.71	79.26	130.51	207.83
abr-10	125.06	59.74	102.85	128.64	108.15	93.74	58.71	74.59	67.41	122	189.65
may-10	136.68	68.09	85.55	124.38	125.52	100.57	65.97	83.35	57.45	134.34	216.31
jun-10	134.12	66.20	103.22	139.83	110.79	101.53	66.99	92.24	56.57	121	186.89
jul-10	139.60	69.68	97.85	126.54	115.80	94.88	55.68	90.92	60.72	131.93	198.25
ago-10	147.18	68.20	125.01	136.67	115.17	109.44	59.00	102.77	69.43	136.55	199.23
sep-10	142.44	81.23	114.22	149.32	114.43	106.12	84.99	106.60	69.23	143.63	195.77
oct-10	136.69	92.80	123.73	142.10	113.88	105.84	88.72	85.66	58.37	147.87	206.15
nov-10	143.54	96.86	107.82	140.65	123.84	102.58	89.55	99.80	61.87	157.89	228.15
dic-10	133.46	61.84	57.26	92.19	80.01	72.06	63.27	70.01	38.95	141.03	310.48
ene-11	125.77	28.03	67.88	95.91	91.69	58.28	64.47	57.12	36.88	109.92	210.74
feb-11	126.99	55.11	92.15	132.56	116.35	79.55	68.88	74.53	70.44	130.37	202.07
mar-11	139.81	71.83	112.24	136.34	125.35	81.34	94.54	92.05	71.74	144.71	207.55
abr-11	112.94	57.44	82.10	108.38	104.66	75.22	60.72	70.67	57.56	124.5	200.76
may-11	135.69	67.25	111.82	123.36	120.39	84.14	76.45	85.06	67.37	138.3	214.95
jun-11	132.43	83.65	120.65	135.51	120.93	79.66	70.43	87.75	65.30	137.78	203.26
jul-11	124.72	63.86	107.43	127.39	121.22	85.37	82.18	88.63	59.73	143.63	213.8
ago-11	132.90	62.99	120.07	143.45	136.26	93.19	100.08	111.18	65.55	156.34	215.24
sep-11	124.22	103.85	101.16	139.35	145.81	88.30	89.00	114.15	63.27	169.42	209.18
oct-11	122.13	84.17	129.81	139.68	128.44	100.77	88.66	111.25	63.52	170.14	223.13
nov-11	135.93	88.41	131.48	146.24	142.96	99.45	99.85	92.16	61.25	190.06	246.11
dic-11	119.02	48.01	88.39	101.99	85.93	67.95	69.37	67.39	36.20	153.83	312.53

№ de serie	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
	Actividad económica										
Mes/ año	Alimentos bebidas y tabaco	Prendas de vestir	Madera y productos de madera	Sustancias y productos químicos	Productos de caucho y plástico	Productos minerales no metálicos	Metales comunes	Productos de metal	Vehículos automotores	Índice de volumen de ventas comerciales al mayor	Índice de volumen de ventas comerciales al menor
ene-12	115.26	25.37	60.52	94.76	104.67	70.88	59.34	58.98	36.00	122.11	206.73
feb-12	119.30	59.72	131.80	122.03	128.50	82.57	95.36	82.00	82.55	144.17	213.65
mar-12	128.77	58.92	144.27	134.87	152.56	81.45	92.34	117.32	93.41	173.76	236.35
abr-12	102.71	48.12	122.24	117.38	117.31	66.44	69.71	66.99	62.70	151.27	213.55
may-12	126.79	69.94	123.49	145.41	141.02	87.02	89.38	93.25	78.20	172.92	237.2
jun-12	116.72	73.16	127.32	133.49	139.88	96.80	99.32	79.62	69.86	167.01	234.2
jul-12	116.35	55.12	109.15	135.05	145.62	97.02	102.49	93.28	58.00	167.99	238.06
ago-12	126.69	91.19	144.52	135.14	148.53	98.25	103.96	100.27	62.36	188.22	246.11
sep-12	134.64	99.59	120.85	134.42	139.22	89.30	96.15	77.54	51.72	190.29	244.86
oct-12	130.54	82.18	138.55	130.11	137.15	98.24	100.72	83.36	60.73	199.95	258.75
nov-12	144.15	102.09	161.90	132.13	140.28	96.62	103.88	106.36	66.01	223.88	284.95
dic-12	124.87	60.59	104.22	85.62	84.92	56.31	68.89	71.64	24.76	170.17	350.39
ene-13	129.39	8.79	69.34	81.06	117.27	49.87	72.88	72.19	17.41	128.63	236.95
feb-13	123.30	71.66	116.12	116.94	133.01	79.24	91.44	99.24	47.46	156.81	235.81
mar-13	120.21	71.09	104.13	112.22	114.31	96.86	86.60	92.68	50.97	145.26	254.74
abr-13	125.92	69.20	112.87	134.77	148.00	88.38	83.13	101.88	64.65	158.58	256.76
may-13	131.35	76.02	67.04	138.99	152.53	87.86	98.56	97.21	59.16	163.01	268.2
jun-13	117.39	85.01	86.78	134.76	135.83	96.21	89.14	104.34	48.55	153.69	256.57
jul-13	124.12	71.22	112.51	141.39	154.00	99.17	85.34	103.34	47.55	170.09	266.43
ago-13	130.50	67.66	136.63	131.55	163.59	92.91	75.66	109.37	52.90	179.27	281.87
sep-13	132.85	82.07	149.44	126.50	161.22	93.78	82.22	102.97	48.27	192.82	273.43

№ de serie	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
	Precios			Espacio monetario financiero							
						Tasas de interés					
Mes/ año	Índice de precios al productor	Índice de precios al Mayor	Índice de precios al consumidor	M1	M2	Actividades agrícolas	Manufactura	Servicios	Comercio	Transporte	Tarjetas de crédito
ene-04	333	474	395	18348909.2	30279535	15.16	18.8	19.37	21.82	19.85	47.76
feb-04	350	494	402	19430827.3	31815818	14.85	17.56	18.06	21.97	19.97	47.77
mar-04	370	510	410	19872130	32311341	14.69	17.53	16.79	19.8	21.18	47.69
abr-04	376	517	416	18930262.5	31934539	14.97	17.33	15.97	21.35	23.49	47.55
may-04	386	523	420	19782012.7	32962043	14.02	16.66	17.74	20.58	23.56	47.5
jun-04	394	532	428	20499878	34237955	13.8	15.81	17.38	20	24.92	47.1
jul-04	396	541	434	21310572.3	35941060	13.44	16.18	15.99	21.02	21.61	45.43
ago-04	399	548	440	21768209.8	36500508	14.46	16.14	15.88	20.19	25.2	45.15
sep-04	400	547	442	21720521.2	36676339	13.66	15.41	17.63	18.82	23.07	44.09
oct-04	404	549	445	22469483.1	37979660	12.99	16.25	17.22	20.65	22.27	40.36
nov-04	410	560	452	26209024.3	43137140	13.76	15.67	15.48	18.39	18.36	38.9
dic-04	413	566	460	27743370.1	46363673	13.11	16.91	15.3	18.47	23.97	38.59
ene-05	418	574	468	27262081.6	46237835	13.49	15.64	14.78	20.14	19.62	38.73
feb-05	420	581	469	27114083.6	46474213	12.95	15.96	15.09	19.74	17.55	37.66
mar-05	434	597	475	27965102.7	48600318	13.45	16.07	14.47	18.28	19.59	37.61
abr-05	442	606	481	27797114.6	48819073	13.01	14.85	15.2	17.47	16.12	37.16
may-05	449	619	493	28332111.6	49084184	13	16.05	17.19	19.44	16.92	27.81
jun-05	455	627	496	30129974.4	51445608	12.81	15.4	16.87	17.78	17.39	27.17

№ de serie	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
		Precios					Sector monetario-financiero				
								Tasas de interés			
Mes/ año	Índice de precios al productor	Índice de precios al Mayor	Índice de precios al consumidor	M1	M2	Actividades agrícolas	Manufactura	Servicios	Comercio	Transporte	Tarjetas de crédito
jul-05	458	633	501	31863860.5	54347852	13.15	15.54	17.39	18.85	16.94	26.68
ago-05	460	637	505	32705054.5	55813793	13.35	15.88	17.64	18.15	18.84	26.81
sep-05	464	638	513	33967814	57458792	12.41	14.38	16.87	17.66	15.96	26.53
oct-05	463	638	516	35763126.5	60002949	12.84	15.35	16.81	17.79	18.18	26.55
nov-05	467	642	522	41934364.5	67413569	12.74	14.86	16.15	17.56	15.3	26.6
dic-05	468	646	526	42913052.4	70795981	11.94	14.67	14.72	16.76	17.09	26.44
ene-06	474	655	530	42137835.2	70171958	12.07	14.6	16.18	17.5	18.37	26.51
feb-06	479	661	528	42200620.8	71157424	11.91	14.37	15.39	17.19	18.59	26.52
mar-06	482	667	533	44816375.6	74753696	11.43	14.18	16	16.66	17.3	27.01
abr-06	486	671	536	47173099.6	77798982	11.06	13.67	15.04	16.97	18.21	26.91
may-06	492	681	545	51005573.8	81636043	11.29	13.71	15	16.77	16.16	26.88
jun-06	498	701	555	52793729	85383796	11.07	12.73	15.03	16.28	17.73	26.53
jul-06	503	708	568	72306121.3	112833726	11.32	14.12	14.59	16.35	18.2	26.63
ago-06	508	715	581	72680730	114650707	11.64	13.62	15.3	16.67	20.92	26.78
sep-06	514	723	592	80428330	117996047	11.14	13.12	14.6	16.59	21.65	26.72
oct-06	519	731	596	86597403.4	120693841	10.66	13.46	13.96	16.97	22.41	26.72
nov-06	524	737	604	99738166.1	140805354	10.9	13.34	14.8	17.58	22.04	26.35
dic-06	528	749	615	104939907.5	144663436	11.91	13.49	14.23	17.47	21.7	25.66
ene-07	533	764	627	102742575.7	146421014	11.12	13.09	14.57	17.86	22.44	25.42
feb-07	544	784	636	103171051.3	146403167	12.41	13.75	14.33	18.19	20.7	25.26
mar-07	542	783	631	105686469.8	148138887	12.01	13.67	14.13	16.91	20.44	25.23
abr-07	546	794	640	100945601.8	140242338	11.94	14.05	16.64	17.74	18.55	25.38
may-07	553	803	651	101468115.4	141951076	12.08	14.17	15.47	17.7	19.02	26.39
jun-07	558	816	663	106105180.9	148467120	10.73	14.04	16.07	17.94	17.85	26.44
jul-07	560	813	666	108414441.1	152587055	11.94	14.47	16.37	18.37	18.13	26.68
ago-07	566	818	673	110575864.9	154233130	11.6	14.88	16.39	18.8	21.07	26.43
sep-07	574	828	682	113545645.4	160141846	11.29	15.62	17.09	19.09	20.62	26.38
oct-07	583	840	699	120164290.8	165185016	12.23	16.4	18.03	19.71	19.36	26.47
nov-07	598	858	729	125907896.4	169614126	14.18	19.27	19.72	21.77	22.23	26.31
dic-07	606	878	753	130337916.1	176953322	15.94	24.49	21.06	23.75	21.99	26.4
ene-08	625	900	779	127052784.6	176567542	15.03	25.6	22.2	24.64	23.84	26.47
feb-08	640	918	797	124617142.9	176064937	14.42	24.6	22.94	23.94	24.73	26.29
mar-08	658	935	815	126399028	174522156	13.85	21.96	23.39	25.27	25.69	30.93
abr-08	675	950	827	126877230.6	176294519	13.19	22.02	25.13	25.35	26.28	31.76
may-08	697	967	856	126059441.5	177203767	13.65	23.55	25.46	26.46	27.01	32.13
jun-08	711	982	876	132062006.4	184704299	12.95	21.4	26.27	26.6	27.49	32.71
jul-08	720	996	890	135332780.2	189402919	12.83	21.5	25.27	26.41	27.08	32.71
ago-08	733	1013	905	136866339.4	189811220	12.73	21.3	25.68	26.43	26.48	32.76
sep-08	743	1049	928	140748803.9	195526052	12.22	20.47	25.81	26.13	27.46	32.75
oct-08	749	1083	947	146803591.8	203404895	12.98	20.38	25.25	26.45	27.4	32.79
nov-08	755	1120	967	162480436.8	212879507	12.96	20.19	26.34	26.26	26.51	32.74
dic-08	759	1162	993	166398280.7	217903144	12.95	20.48	24.71	25.83	27.43	30.46
ene-09	767	1188	1017	164658446.7	215976273	12.82	20.86	26.07	26.62	24.88	29.46
feb-09	780	1191	1031	164822396.3	216664441	12.82	21.68	25.65	26.72	24.6	32.65
mar-09	792	1207	1047	167819377.8	219082150	12.7	20.71	23.75	26.41	19.71	32.63
abr-09	826	1244	1071	167253583.9	218835802	12.73	20.31	24.77	24.31	24.76	30.91
may-09	844	1253	1093	167781367.7	220451708	12.69	20.3	25	24.06	22.68	30.94
jun-09	871	1294	1116	173031814.5	227931951	12.71	19.58	20.97	22.25	22.64	29.33

№ de serie	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
	Precios			Sector monetario-financiero							
						Tasas de interés					
Mes/ año	Índice de precios al productor	Índice de precios al Mayor	Índice de precios al consumidor	M1	M2	Actividades agrícolas	Manufactura	Servicios	Comercio	Transporte	Tarjetas de crédito
jul-09	892	1333	1142	179889986.8	236801096	12.31	19.08	22.43	22.86	22.94	28.65
ago-09	906	1364	1166	179050539.6	242174695	12.74	19.38	22.63	22.42	22.71	28.62
sep-09	920	1404	1196	185122161.3	246653541	12.52	18.69	21.85	21.25	20.66	28.6
oct-09	936	1425	1221	179462665	235895646	13.12	18.97	21.71	22.03	22.24	28.59
nov-09	951	1440	1244	195518199.2	246631211	13.19	18.53	22.49	22.04	23.41	28.6
dic-09	960	1450	1260	202351560.7	249098076	12.8	18.43	22.94	22.41	23.11	28.58
ene-10	985	1470	1290	203549927.5	245800105	12.44	18.33	22.15	21.94	23.54	28.6
feb-10	1012	1493	1310	205616904.8	246546037	12.19	18.26	23.51	22.3	22.97	28.62
mar-10	1039	1522	1342	206364237.9	247438542	12.28	17.5	22.49	21.51	23.1	28.61
abr-10	1073	1606	1412	207374278.7	246493607	11.85	17.36	22.54	21.37	22.42	28.63
may-10	1096	1664	1443	212120866.4	250055400	12.33	17.14	22.14	20.3	20.97	28.65
jun-10	1110	1704	1471	219438613.8	254978720	12.08	17.34	21.05	21.02	21.68	28.6
jul-10	1119	1726	1495	229452060.8	264152167	12.58	17.3	21.85	21.14	22.64	28.6
ago-10	1127	1742	1516	230120415.1	265409440	12.39	17.21	22.16	20.18	21.39	28.54
sep-10	1137	1754	1536	234660309.5	268051308	12.11	17.37	22.51	21.21	22.81	28.6
oct-10	1146	1767	1559	235891816.6	267721441	12.68	17.39	19.76	20.18	20.23	28.51
nov-10	1164	1788	1579	255503693.5	284889573	12.53	16.72	20.02	20.79	18.95	28.48
dic-10	1171	1838	1605	272162212	296595794	12.94	16.83	20.92	21.59	22.88	28.27
ene-11	1192	1892	1663	275786313	300203190	12.94	16.06	20.44	21.18	21.8	28.27
feb-11	1229	1905	1700	275542000	300638125	12.86	16.95	21.1	20.61	22.02	28.33
mar-11	1257	1928	1726	281989495	306822241	12.62	16.5	20.92	20.54	21.56	28.35
abr-11	1281	1945	1749	286409719	311444600	11.05	16.41	21.28	21.44	23.12	28.37
may-11	1302	1979	1800	295337970	321133849	11.72	16.8	22.95	20.7	21.87	28.37
jun-11	1323	2022	1840	314306689	340818540	11.96	16.62	19.66	20.62	22.4	28.36
jul-11	1334	2071	1886	329528003	355596375	11.76	17.11	19.62	20.76	21.89	28.33
ago-11	1355	2097	1918	329016233	356982108	12.23	16.5	20.31	19.18	22.31	28.36
sep-11	1381	2132	1946	346734570	369893030	12.17	15.86	20.56	19.99	22.96	28.31
oct-11	1402	2158	1990	357022585	374970916	12.58	16.32	20.3	20.73	21.96	28.35
nov-11	1426	2186	2034	409869881	428711312	11.42	16.23	18.96	18.9	21.1	28.35
dic-11	1437	2219	2070	426590283	446616842	12.66	13.28	16.37	18.99	21.71	28.32
ene-12	1450	2238	2101	428119231	444614966	12.35	16.83	19.22	18.69	20.28	28.3
feb-12	1464	2267	2122	440738329	456566707	11.74	14.82	19.84	18.07	20.83	28.32
mar-12	1473	2271	2144	456484032	472133169	12.48	13.28	18.24	16.76	20.49	28.34
abr-12	1482	2288	2162	465898412	482013436	12.43	15.1	16.12	17.82	22.05	28.32
may-12	1498	2320	2196	484842305	501528072	12.26	16.21	18.52	18.73	21.31	28.32
jun-12	1515	2337	2230	504439349	521941807	12.51	15.41	16.63	17.78	21.3	28.32
jul-12	1525	2351	2252	526441554	544193073	12.7	15.46	18.27	17.33	21.88	28.36
ago-12	1541	2371	2274	543035864	558988856	12.44	14.76	19.03	17.82	23.2	28.35
sep-12	1562	2415	2317	567043351	582259672	12.67	15.01	18.92	18.44	21.07	28.32
oct-12	1575	2464	2357	586381739	602505840	12.47	14.82	16.24	18.31	19.46	28.32
nov-12	1605	2505	2405	661883752	678325278	12.54	14.57	16.48	17.14	22.88	28.31
dic-12	1633	2588	2475	701918480	719047478	12.51	14.65	16.68	17.36	21.4	28.27
ene-13	1663	2661	2555	708478088	726466430	12.86	13.96	16.41	16.43	20.65	28.23
feb-13	1716	2698	2592	722321156	740499937	12.64	15.08	18.75	17.63	20.47	28.25
mar-13	1760	2766	2662	739578276	758431120	12.1	14.03	17.9	16.17	21.22	28.44
abr-13	1836	2869	2765	760613159	780408875	11.9	13.95	17.18	17.07	21.94	28.48
may-13	1920	3022	2936	788953570	806128939	12.28	14.2	17.03	17.37	21.62	28.47
jun-13	1984	3193	3062	826932591	844653628	12.47	13.04	14.5	16.71	20.48	28.45

№ de serie	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
	Precios					Sector monetario-financiero					
								Tasas de interés			
Mes/ año	Índice de precios al productor	Índice de precios al Mayor	Índice de precios al consumidor	M1	M2	Actividades agrícolas	Manufactura	Servicios	Comercio	Transporte	Tarjetas de crédito
jul-13	2052	3326	3167	868407860	887969859	12	13.55	17.03	16.56	21.39	28.42
ago-13	2110	3451	3262	893051163	911474879	12.63	13.17	16.87	17.56	22.63	28.38
sep-13	2169	3585	3387	934362783	958522276	12.4	12.53	16.09	16.96	21.72	28.33
oct-13	2268	3729	3577	990890592	1028151704	12.35	13.12	16.01	16.36	18.54	28.27
nov-13	2358	3862	3708	1134108107	1154413854	12.08	12.63	16.58	16.82	21.07	28.24
dic-13	2403	3943	3778	1199721670	1220136557	12.64	12.46	17.63	17.11	21.41	28.24
ene-14	nd	nd	3873	1240523161	1261145252	12.55	13.16	18.55	16.77	17.65	28.26
feb-14	nd	nd	3973	1276213030	1297987297	11.77	12.54	18	17.06	23.06	28.28
mar-14	nd	nd	4120	1319534204	1339124934	12.03	12.41	17.85	16.97	19.36	28.34
abr-14	nd	nd	4322	1339777193	1362720435	12.28	13.51	17.41	18.55	19.98	28.33
may-14	nd	nd	4556	1391344291	1415430276	12.27	13.51	17.73	18.03	22.09	28.25
jun-14	nd	nd	4751	1416768633	1443299862	12.25	13.51	19.35	18.18	19.75	28.13
jul-14	nd	nd	4951	1473160718	1503859776	12.68	13.03	18.85	19.24	21.47	28.11
ago-14	nd	nd	5139	1519321921	1552426126	12.74	14.9	19.7	19.91	21.96	28.13
sep-14	nd	nd	5355	1530598617	1564707546	12.81	15.16	20.57	19.97	22.95	28.16
oct-14	nd	nd	5666	1616032322	1652608609	13	15.86	20.9	20.38	20.39	28.17
nov-14	nd	nd	5943	1839561691	1880994392	12.95	16.62	21.4	21.03	23.01	28.19
dic-14	nd	nd	6211	1952747600	2001240566	13.09	16.52	22.06	21.59	23.44	28.17
ene-15	nd	nd	6633	2003752816	2045802104	13.01	16.55	21.75	20.87	21.73	28.16
feb-15	nd	nd	6917	2076601485	2115351834	12.86	16.91	21.72	20.63	23.2	28.17
mar-15	nd	nd	7271	2161160530	2198638618	12.99	16.62	20.98	21.16	22.59	28.19
abr-15	nd	nd	7712	2269681449	2309149917	12.99	16.86	21.71	21.48	21.55	28.18
may-15	nd	nd	8380	2425512307	2466491760	13.02	17.21	20.79	21.78	22.19	28.19
jun-15	nd	nd	9151	2609353779	2653500811	12.93	17.1	20.86	21.85	21.23	28.19
jul-15	nd	nd	10058	2758825709	2807496214	13.01	17.03	21.49	22.58	19.99	28.26
ago-15	nd	nd	11193	2917123311	2969733101	13.03	17.32	22.57	22.74	23.42	28.41
sep-15	nd	nd	12399	3068434171	3132904736	13.26	18.83	22.59	22.81	16.82	28.5

№ de serie	23	24	25	26	27	28	29	30
	Sector Fiscal				Misceláneos			
Mes/ año	Impuesto sobre la renta (no petrolero)	Impuesto al Valor Agregado	Impuesto a las importaciones	Poblacion ocupada	Precio del petróleo (Cesta Venezolana)	Índice internacional de precios de materias primas	Índice mundial de precios de los alimentos	Importaciones totales
ene-04	229450.5286	849043.7209	101670	9793825	27.86	71.96	108	996
feb-04	233501.3574	767667.44	99545	10010135	27.78	73.01	109.7	822
mar-04	711693.4413	949222.9437	154258	10169854	29.74	76.51	113.9	998
abr-04	490914.0232	941279.6263	134428	10120028	31.68	77.07	114.3	1005
may-04	189676.7471	1065511.885	149394	10081734	34.03	81.06	112.8	1093
jun-04	275120.8346	1136497.415	152467	10119566	31.97	79.15	114.5	1234
jul-04	295250.8266	1217915.438	173404	10204671	34.87	81.45	113.6	1368
ago-04	322059.6996	1517197.496	169362	10336105	36.4	84.61	112.4	1236
sep-04	354454.2856	1240627.712	203044	10472578	37.67	83.63	112.9	1634
oct-04	266027.9669	1246701.063	189311	10455188	43.87	89.22	112.3	1436
nov-04	317253.2031	1352008.748	227163	10336032	30.87	84.51	113.7	1645
dic-04	466950.2251	1649861.775	234513	10882601	29.91	81.58	113.8	1697

№ de serie	23	24	25	26	27	28	29	30
		Sector Fiscal				Misceláneos		
Mes/ año	Impuesto sobre la renta (no petrolero)	Impuesto al Valor Agregado	Impuesto a las importaciones	Poblacion ocupada	Precio del petróleo (Cesta Venezolana)	Índice internacional de precios de materias primas	Índice mundial de precios de los alimentos	Importaciones totales
ene-05	414755.0882	1376645.559	194849	10049167	34.66	86.61	114	1657
feb-05	203652.503	1255491.832	188391	10261405	37.05	88.89	113.6	1295
mar-05	1135756.552	1343392.903	246918	10349976	43.32	97.31	116.5	1711
abr-05	1202310	1383081.674	264625	10540532	42.7	96.61	114.6	1821
may-05	337007.328	1619663.963	273848	10162349	37.17	93.55	116.1	1705
jun-05	465065.9832	1859666.36	314380	10375129	45.95	99.96	117.9	1879
jul-05	530058.2483	1745414.919	297125	10487166	48.9	103.03	118.3	1964
ago-05	618603.542	1856326.138	335661	10676415	53.05	109.15	118.1	1845
sep-05	523093.2573	2044182.514	345679	10699625	55.75	109.31	120.1	1944
oct-05	477726.4597	1854483.814	324638	10861812	50.95	106.77	122.2	1836
nov-05	514301.3644	2006668.748	405718	10689090	47.08	102.84	121	2365
dic-05	482854.7582	2262403.055	331643	10920509	48.9	105.97	122.9	1824
ene-06	649509.5014	1820156.53	269190	10710311	53.72	113.12	122.1	1627
feb-06	539669.0007	1779044.483	286258	10654120	52.15	111.81	125.5	1817
mar-06	2342282.99	1971724.277	399097	10879630	53.74	113.3	122.9	2486
abr-06	2161853.32	1904378.339	324025	10919412	60.29	123.21	123.8	2015
may-06	610091.9168	2034500.698	447163	10688128	61.34	127.6	125.2	2708
jun-06	594013.4366	2289773.833	469707	10863516	60.89	125.94	125	2518
jul-06	704079.278	1991484.47	384713	11098214	64.09	131.03	128	2349
ago-06	704581.6204	2322504.359	512477	10978724	63.13	130.39	127.2	3002
sep-06	775089.6161	2410890.789	453847	11144207	54.28	119.17	127	2663
oct-06	673656.155	2470014.967	554552	11341002	54.41	116.05	129.7	3223
nov-06	755590.45	2767908.385	655122	11112994	50.27	117.34	133.8	3601
dic-06	730243.3104	2954875.836	557111	11255091	52.86	120.95	135.6	2551
ene-07	622850.6083	2564263.002	568096	10724672	45.74	112.99	134.7	2991
feb-07	598306.2879	2253910.913	462578	10843969	51.33	118.51	137.5	2605
mar-07	3091039.664	2230060.496	579216	11103187	53.27	122.41	139.2	3308
abr-07	2439611.867	2037031.341	541156	11389087	57.8	129.03	143.5	2839
may-07	669797.2135	2229144.708	728326	11172458	60.38	129.95	148.2	3336
jun-07	1253160.538	2539135.472	653521	11278803	63.67	133.06	157.5	3276
jul-07	1282007.348	2083070.795	682206	11301049	66.6	138.29	164.6	3753
ago-07	1197286.525	2258671.163	831333	11340530	66.14	133.17	170.6	4138
sep-07	1282922.585	2135007.21	729223	11457482	69.64	140.75	179.4	3615
oct-07	1104409.036	2214759.918	882098	11777123	76.97	147.9	182.3	4576
nov-07	1242722.389	2446100.134	891123	11697839	80.48	157.84	187.8	4294
dic-07	1763907.465	2600218.493	722399	11707121	81.8	156.74	191.6	3753
ene-08	875099.2269	2168616.791	533792	10962403	80.1	162.46	201.5	3213
feb-08	789708.3057	2068926.147	515366	11344354	80.03	171.38	216.2	3261
mar-08	3971400.507	2115832.57	587359	11593206	95.1	181.81	219.8	3114
abr-08	3370244.154	2171778.097	665817	11679944	88.39	189.74	217.4	3511
may-08	846373.6227	2218323.874	564125	11710336	109.79	204.09	218.2	3360
jun-08	1347036.741	2584588.017	582188	11660847	117.63	215.9	225.8	3627
jul-08	1839708.456	2538402.181	674459	11679540	129.54	219.9	222.4	3812
ago-08	1593006.388	2708524.119	646406	11750418	107.13	195.96	210.5	3638
sep-08	1960292.94	2757073.659	735122	11884545	93.53	176.37	198.7	3997
oct-08	1823862.259	3034812.438	783163	11899138	63.49	139.18	174.6	4744
nov-08	1721616.566	3098043.111	767949	11769968	41	114.85	160.1	4506
dic-08	1554287.84	3363636.759	745059	12041709	31.55	98.24	151.2	4343

№ de serie	23	24	25	26	27	28	29	30
		Sector Fiscal				Misceláneos		
Mes/ año	Impuesto sobre la renta (no petrolero)	Impuesto al Valor Agregado	Impuesto a las importaciones	Poblacion ocupada	Precio del petróleo (Cesta Venezolana)	Indice internacional de precios de materias primas	Índice mundial de precios de los alimentos	Importaciones totales
ene-09	1022762.503	2783832.045	511887	11430173	38.12	102.49	148.7	3863
feb-09	904622.8379	2442711.404	440058	11588719	39.61	98.16	143	2926
mar-09	5032124.725	2700482.751	530671	11875454	38.16	100.14	145.7	4049
abr-09	3229481.138	2987712.222	548735	12065593	46.72	104.16	150.4	3444
may-09	1263628.854	3272642.114	502211	11893558	54.06	114.93	160.6	3172
jun-09	1916260.778	3559878.85	475472	11888179	62.84	128.31	161	2906
jul-09	2179966.88	3732533.733	500203	11872440	61.64	123.52	158	3163
ago-09	2480899.998	3704124.77	434553	11933433	66.09	132.91	164.1	3463
sep-09	2134844.656	3827200.706	510742	11918186	65.22	127.55	164.1	3378
oct-09	2071292.755	3681291.892	471905	12093700	69.23	134.81	167.9	2441
nov-09	1663388.676	4457697.521	525322	12015160	72.45	140.85	179.7	2760
dic-09	2199624.732	4510928.958	458843	12389605	68.99	140.81	180.9	2723
ene-10	1163544.155	4147072.449	486820	11742513	72.5	146.05	182.8	1736
feb-10	1013415.852	3859229.814	573273	11847535	70.79	142.38	179.4	2057
mar-10	5312986.014	3896251.766	597874	11813596	73.02	148.82	170.9	2377
abr-10	3037975.745	4094467.093	665971	11990162	75.61	157.93	172.2	2544
may-10	1232623.348	4403238.606	629278	11854966	69.65	146.66	172	2577
jun-10	2258664.955	4516342.13	719016	12011639	69.39	143.68	170.2	2602
jul-10	2162127.195	4573057.387	680345	11935634	69.87	144.25	176	2941
ago-10	2440755.351	4812555.821	687233	11944322	68.98	148.58	186	2998
sep-10	2340351.944	5106536.141	683633	12202319	67.96	150.37	196.6	3075
oct-10	2070954.473	5184751.145	729432	12049307	74.32	159.6	208.3	2963
nov-10	2247884.724	5449350.171	838294	12015873	77.1	165.01	216.1	3313
dic-10	1942283.362	6138450.748	842172	12542151	82.89	174.96	225.2	2853
ene-11	1636095.963	5839530.487	931452	11937182	86.15	182.37	232.7	2632
feb-11	1587619.875	5876506.656	964617	11932460	89.05	190.22	240.1	2443
mar-11	6561138.058	5934697.932	1040882	12022641	100.65	199.85	234.6	3477
abr-11	4647415.255	6193074.764	810543	12195694	108.12	210.38	238	2763
may-11	1688358.591	6010782.358	1156858	12035516	102.25	199.51	234.7	3555
jun-11	2997950.423	7296622.469	1171439	12109994	102.55	196.09	235.2	3561
jul-11	2835340.196	6959930.001	1171038	12268388	105.94	199.11	233.4	3136
ago-11	2895367.962	7136990.781	1292712	12040363	98.73	190.66	232.4	4022
sep-11	3119628.117	7725527.778	1323051	12433631	102.4	188.8	227.7	3833
oct-11	2829938.598	7288744.596	1125658	12412791	102.54	182.94	218.4	3586
nov-11	2986162.669	8392800.674	1429053	12659705	107.84	186.4	218.9	3664
dic-11	2985329.552	9692735.774	1390551	12646379	105.82	184.15	213.3	3648
ene-12	2231789.5	7386889.694	1182501	11895836	108	188.49	214.7	3540
feb-12	1921707.032	7977262.959	1144792	11949931	111.46	195.98	217.2	3762
mar-12	8742993.176	8019376.513	1459938	12390268	116.47	201.83	217	4384
abr-12	5507261.269	7910558.35	1228405	12278610	114.02	197.55	213.9	3449
may-12	2115446.449	8765523.175	1471565	12337695	105.46	185.22	205	4242
jun-12	4065406.64	9555089.346	1373046	12551036	90.88	170.04	200.6	3447
jul-12	3903008.872	8618304.918	1473117	12427774	95.14	178.1	213	4116
ago-12	3753884.234	9629690.955	1606923	12414107	101.86	185.69	213.8	4826
sep-12	4146698.829	9747663.736	1521795	12795897	103.12	187.1	217.8	4026
oct-12	3800385.254	9837706.014	1784828	12519285	100.41	183.28	217.1	4660
nov-12	3626832.172	11266121.96	1889511	12728590	96.72	180.74	215.6	5384
dic-12	4043814.171	12387481.88	1613936	12875670	97.79	182.56	213.8	3882

№ de serie	23	24	25	26	27	28	29	30
		Sector Fiscal				Misceláneos		
Mes/ año	Impuesto sobre la renta (no petrolero)	Impuesto al Valor Agregado	Impuesto a las importaciones	Poblacion ocupada	Precio del petróleo (Cesta Venezolana)	Índice internacional de precios de materias primas	Índice mundial de precios de los alimentos	Importaciones totales
ene-13	3226190.703	9508004.807	1403453	12204989	102.25	187.58	212.9	4378
feb-13	2625377.585	10261559.16	1543540	12553056	106.87	190.74	212.6	4688
mar-13	15153107.02	9995081.323	1445678	12643093	102.34	183.72	214.8	2804
abr-13	5001555.645	11575893.88	1728296	12629666	99.63	179.02	216.9	3178
may-13	3258055.495	12734229.68	2137113	12537648	100.42	179.47	214.6	3666
jun-13	5636081.293	13768316.72	1919933	12886821	100.06	179.15	211.9	3369
jul-13	5238007.096	13099885.98	2055728	12890760	104.43	183.52	207.5	4010
ago-13	5416073.297	14965614	2389583	12972617	105.56	185.64	204.5	3809
sep-13	5830245.17	14854052.11	1864065	12962522	103.75	185.03	203.7	3640
oct-13	5548689.592	16564555.24	2354562	12987980	97.31	182.3	206.6	4255
nov-13	5716539.095	18093059.08	1966252	13027001	94.47	179.62	205.7	3798
dic-13	5773855.059	19316869.18	1847527	13165887	97.31	184.21	206.2	3353
ene-14	5240803.101	14918889.71	1427486	12541502	95.07	180.03	203.2	2864
feb-14	3850946.82	15283927.56	1273375	13005919	97.48	183.18	208.6	2946
mar-14	26903614.29	13238661.47	1487651	13013697	95.99	183.06	213.8	3400
abr-14	10489461.1	17713658.65	1472423	13073979	96.74	184.61	211.5	2897
may-14	5263441.033	16977766.48	1731720	13106535	97.28	184.27	210.4	2921
jun-14	9774202.398	20830822.89	2828349	13331638	99.11	185.16	208.9	2846
jul-14	8763876.181	24607271.37	5027898	13266054	96.14	181.28	204.3	3228
ago-14	9020002.946	25016929.24	4821428	13225720	91.74	175.21	198.3	3189
sep-14	10330717.39	25829728.17	5674846	13320060	89.27	168.43	192.7	4187
oct-14	9309767.525	28953121.38	6216152	13484701	78.94	157.53	192.7	3634
nov-14	9862628.847	32477487.96	5655679	13311297	70.17	148.41	191.3	3440
dic-14	11473925.48	36338673.18	5780939	13607057	54.03	130.87	185.8	3346
ene-15	8742027.699	28245980.71	5066911	13100203	40.3	114.8	178.9	2986
feb-15	7496979.613	30992647.19	5674646	12949962	47.77	120.88	175.8	2714
mar-15	48125603.87	39940359.46	9384825	13373446	47.09	117.07	171.5	2920
abr-15	19068958.08	42614525.65	7889252	13313537	50.5	119.57	168.4	2610
may-15	10845773.27	46090737.15	6966593	13174937	56.35	124.84	167.2	2376
jun-15	18581887.45	50753529.47	7868487	13379657	56.35	122.88	164.9	2580
jul-15	18032037.92	58083492.85	8533001	13213030	49.38	114.79	164.2	2616
ago-15	18559080.78	65878436.46	8539166	13245140	40.22	104.24	155	2664
sep-15	22056040.57	70232328.35	8690355	13157783	41.1	103.48	155.3	2467

BIBLIOGRAFÍA

Almon, S. (1965). The Distributed Lag Between Capital Appropriations and Expenditures Econometrica, Vol. 33, No. 1, pp. 178-196

Altissimo, F.; Cristadoro, R.; Forni; Lippi, M. & Veronese, G.(2006). *New Eurocoin: Tracking Economic Growth in Real Time.* Centre for Economic Policy Research. № 5633. Available online at: cepr.org/pubs/dps/DP5633.asp.

Andreou, E; Ghysels, E. & Kourtellos, A. (2010). *Regression Models with Mixed Sampling Frequencies.* Journal of Econometrics, October 2010b, 158(2), pp. 246-61.

Arias, F. (2006). El Proyecto de Investigación. Introducción a la metodología científica. 5ta edición. Editorial Episteme.

Bai, J. & Ng, S. (2002). *Determining the number of factors in approximate factor models.* Econometrica 70, 191-221.

(2008). *Forecasting economic time series using targeted predictors.* Journal of Econometrics, 146(2), 304–317.

Bánbura, M., Giannone, D & Reichlin, L. (2010b). *Now-casting.* European Central Bank. Working papers series. № 1275.

Bánbura, M. & Modugno (2010a). Maximum Likelihood estimation of factor models on data sets with arbitrary pattern of missing data. European Central Bank. Working Paper Series. № 1189.

Barhoumi, K., S. Benk, R. Cristadoro, A. D. Reijer, A. Jakaitiene, P. Jelonek, A. Rua, G. R¨unstler, K. Ruth, and C. V. Nieuwenhuyze (2009). *Short-term forecasting of GDP using large monthly datasets: a pseudo real-time forecast evaluation exercise.* Journal of Forecasting.

Bernanke, Ben S. (1986). Alternative explanations of the money-income correlation, Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, Elsevier, vol. 25(1), pages 49-99, January

Bernanke, B. & Boivin, J. (2003). Monetary Policy in Data – Rich Environment. Journal of Monetary Economics 50, 525 – 316.

Blanchard, Olivier J. & Quah, D. (1989). *The Dynamic Effects of Aggregate Demand and Supply Disturbances*, American Economic Review 79: 655-673.

Blanchard, Olivier J. & Watson, M.(1984). Are All Business Cycles Alike?. The American Business Cycle: Continuity and Change, edited by Robert J. Gordon. Chicago: University of Chicago Press, 1986, pp. 123-156. Available: http://www.nber.org/papers/w1392

Boivin, J., & S. Ng (2005). *Understanding and Comparing Factor-Based Forecasts.* International Journal of Central Banking, 3, 117–151.

Box, G. & Jenkins, G. (1976). Time Series Analysis: Forecasting and Control, Revised Edition, Oakland, CA: Holden -Day.

Camacho, M. & Perez-Quirós, G. (2010), Introducing the euro-sting: Short-term indicator of euro area growth. J. Appl. Econ., 25: 663–694. doi: 10.1002/jae.1174.

Chong, Y.Y. & D.F. Hendry (1986). Econometric evaluation of linear macro-economic models. Review of Economic Studies, 53(4), 671–90.

Clark, T. E., & McCraken, M. W. (2005). Evaluating direct multi step forecasts. Econometric Reviews, 24, 369 – 404.

Clements, M. & Galvào, A. (2008). "Macroeconomic forecasting with mixed frequency data". Journal of Business and Economic Statistics.

Clements, M. P., & Hendry, D. F. (1998). Forecasting Economic Time Series. Cambridge: Cambridge.

Cooley, Thomas F., & Stephen F. Leroy. (1985) Atheoretical Macroeconometrics: A Critique. Journal of Monetary Economics, vol. 16, pp. 283–308.

D'Agostino, Antonello and Giannone, Domenico (2006). Comparing Alternative Predictors Based on Large-Panel Factor Models. ECB Working Paper No. 680. Available at SSRN: https://ssrn.com/abstract=931648.

Diebold, F.X. (1998). The Past, Present and Future of Macroeconomic Forecasting. Journal of Economic Perspectives, 12, 175-192.

Diebold, F.X. & Kilian, L. (2001). Measuring predictability: theory and macroeconomic applications. Journal of Applied Econometrics. Volume 16, Issue 6 November/December 2001 Pages 657–669

Dorta, M. y Zambrano, J. (2009). *Pronósticos factoriales en Venezuela: inflación y actividad económica.* Serie Documentos de Trabajo, BCV. № 104.

ECB (2008). Short term forecasts of economic activity in the Euro Area. In: monthly Bulletin. European Central Bank, April, pp. 69 -74.

Engle, R.F. (1982), "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation," Econometrica, 50, 987-1007.

Engle, R.F. and Granger, C.W.J. (1987), "Co-Integration and Error Correction:Representation, Estimation and Testing," Econometrica, 55, 251-276.

Evans, M.D.D. (2005).Where are we now? Real-time estimates of the macroeconomy. International Journal of Central Banking 1 (2).

Fama, E. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. The Journal of Finance, Vol. 25, No. 2, Papers and Proceedings of the Twenty-Eighth Annual Meeting of the American Finance Association New York, N.Y. December, 28-30, 1969 (May, 1970), pp. 383-417.

Fama, E. (1991), Efficient Capital Markets: II. The Journal of Finance, 46: 1575–1617.

Fama, E. (1998). Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance. Journal of financial economics, vol. 49, issue 3, pages 283-306.

Ferrara, L. and Marsilli, C. (2014). *Nowcasting Global Economic Growth: A Factor – Augmented Mixed – Frequency App*

Fisher, F. M. (1966): The Identification Problem in Econometrics. McGraw-Hill, Inc.

Forni, M., Hallin, M., Lippi, M. and Reichlin, L. (2005). The Generalized Dynamic Factor Model: One side estimation and forecasting. Journal of the American Statistical Association 100, 830 – 840.

Foroni, C., Marcellino, M. & Shumacher, C. (2012). "U-MIDAS: MIDAS regressions with unrestricted lag polynomials". CEPR Discussion Papers, 8828.

Frale, C., Monteforte, L. (2010). FaMIDAS: A Mixed Frequency Factor Model with MIDAS structure. Ministry of Economy and Finance. Department of the Treasury. Working paper No. 3, July 2010.

Frisch, R. (1933). *Propagation Problems and Impulse Problems in Dynamic Economics.* In Economic Essays in Honor of Gustav Cassel. London: Allen and Unwin.

Giannone, D., Reichlin, L. & Small, D. (2005). *Nowcasting GDP and Inflation: The Real – Time Informational Content of Macroeconomic Data Releases.* Federal Reserve Board. № 42.

Ghysels, E., P. Santa – Clara, A. Sinko, & R. Valkanov. (2003). *MIDAS Regressions: Further Results and New Directions.* Working Paper, UNC and UCLA.

Ghysels, E., P. Santa – Clara, and R. Valkanov. (2002). *There is a risk - return tradeoff after all.* Journal of Financial Economics, forthcoming.

Ghysels, E., Kvedaras, V. & Zemlys, V. (2016). Mixed Frecuency Data Sampling Regression Models: The R package midasr, Available: Http://cran.r-project.org>web>packages

Granger, C.W.J. (1969), "Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-
Spectral Methods," Econometrica, 37, 424-438.

Granger, C.W.J. (1981), "Some Properties of Time Series Data and their Use in Econometric
Model Specification," *Journal of Econometrics*, 16, 121-130.

Granger, C. W. J. (2001). Evaluation of forecasts. In Hendry and Ericsson (2001), pp. 93–103.

Granger, C.W.J., Pesaran, M.H. (2000a). "A decision-theoretic approach to forecast evaluation". In: Chan, W.S., Li, W.K., Tong, H. (Eds.), Statistics and Finance: An Interface. Imperial College Press, London.

Granger, C.W.J., Pesaran, M.H. (2000b). "Economic and statistical measures of forecast accuracy". Journal of Forecasting 19, 537–560.

Hansen, L.P. & Sargent, T.J. (1980), "Formulating and Estimating Dynamic Linear Rational Expectations Models," *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2, 7-46.

Hawkins, J. (2005). Economic Forecasting: History and Procedures [online].Economic Round up, Autumn 2005: 1-10. Availability: <http://search.informit.com.au/documentSummary;dn=371162508486375;res=IELBUS > ISSN: 1031-8968.

Hendry, D. F., & Ericsson, N. R. (eds.) (2001). Understanding Economic Forecasts. Cambridge, Mass.: MIT Press.

Hendry, D.F. and K. Juselius (2000). Explaining cointegration analysis: Part I. Energy Journal, 21, 1–42.

Hurtado, J. (2012). Metodología de la Investigación Holística. (7°Ed.). Caracas, Venezuela: Quirón.

Judd, Kenneth (1998). Numerical Methods in Economics. Cambridge, MIT Press.

Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. Journal of Basic Engineering, vol. 82, pp. 35-45.

Kolmogorov, A.N. (1941). Interpolation and extrapolation. Bulletin de l'Academie des Sciences de U.S.S.R., Series Mathematics 5: 3–14.

Kydland, F.E. and Prescott, E.C. (1982). *Time to Build and Aggregate Fluctuations. Econometrica*, 50, 1345-1371.

Kydland, F.E. & Prescott, E.C. (1996). *The Computational Experiment: An Econometric Tool.* Journal of Economic Perspectives, 10, 69-86.

Kuzin, Vladimir; Marcellino, Massimiliano & Schumacher, Christian. (2009). *MIDAS versus Mixed-Frequency VAR: Nowcasting GDP in the Euro Area.* Discussion Paper No. 07/2009, Deutsche Bundesbank: www.econstor.eu/bitstream/10419/27661/1/200907dkp.pdf.

LeRoy, S. (1989). Efficient Capital Markets and Martingales. Journal of Economic Literature, Vol. 27, No. 4, pp. 1583-1621.

Lucas, R.E. (1972), "Expectations and the Neutrality of Money," *Journal of Economic Theory*, 4, 103-124.

Lucas, R.E. & Prescott, E.C. (1971), "Investment Under Uncertainty," *Econometrica*, 31, 659-681.

Marcellino, M., & C. Schumacher, (2010). *Factor-MIDAS for now- and forecasting with ragged-edge data: a model comparison for German GDP*. Oxford Bulletin of Economics and Statistics 72 (4), 518 – 550.

Marsilli, Clément. (2014). *Variable selection in predictive MIDAS models*. Banque de France. № 520.

Matheson, T. (2011). New Indicators for Tracking Growth in Real Time. IMF Working Papers 11/43, International Monetary Fund.

Novales, A. (2000). Econometría. Segunda Edición. McGraw – Hill. Madrid, España. Pp 413 – 469.

Pagliacci, C., Chirinos, A. y Bárcenas, L. (2011). Transmisión de choques macroeconómicos en Venezuela: un enfoque estructural del modelo factorial. Serie Documentos de Trabajo, BCV. № 120.

Patton, J. & Timmerman, A. (2011). Forecast Rationality tests Based on Multi - Horizon Bounds. CEPR Discussion Papers 8194, C.E.P.R. Discussion Papers.

Pearson, W. M. (1924). The Problem of Business Forecasting. No. 6 in Pollak Foundation for Economic Research Publications. London: Pitman.

Prescott, E.C. (1986). *Theory Ahead of Business Cycle Measurement*. Quarterly Review, Federal Reserve Bank of Minneapolis, 9-33.

Rust, J. (1996), "Numerical Dynamic Programming in Economics" forthcoming in H. Amman, D. Kendrick and J. Rust (eds.), *Handbook of Computational Economics*. Amsterdam: North-Holland.

Sargan, J.D. (1964), "Wages and Prices in the United Kingdom: A Study in Econometric Methodology," in P.E. Hart, G. Mills and J.N. Whitaker (eds.), *Econometric Analysis for National Economic Planning*. London: Butterworths.

Sargent, T.J. & Wallace, N. (1975), "'Rational' Expectations, the Optimal Monetary Instrument, and the Optimal Money Supply Rule," *Journal of Political Economy*, 83, 241-231.

Schumacher, C (2010). "Factor forecasting using international targeted predictors: The case of German GDP". Economic Letters, 107(2): 95 – 98.

Schumacher, C., & Breitung, J. (2008). Real-time forecasting of German GDP based on a large factor model with monthly and quarterly data. International Journal of Forecasting, 24, 386–318.

Sims, C.A. (1972), "Money, Income and Causality," *American Economic Review*, 62, 310 552.

Sims, C.A. (1980). "Macroeconomics and Reality," Econometrica, 48, 1-48.

Slutsky, E. (1927). The Summation of Random Causes as the Source of Cyclic Processes. *Econometrica*, 5, 105-146.

Stock, J.H. & M.W. Watson (2002a). "Forecasting using principal components from a large number of predictors". Journal of the American Statistical Association 97, 1167-79.

Vargas, A. (2014). Pronósticos del crecimiento trimestral de Costa Rica mediante modelos de frecuencias mixtas. Documento de trabajo. Departamento de Investigaciones Económicas, Banco Central de Costa Rica. № DI-06-2014.

West, K. D. (1996). Asymptotic inference about predictive ability. *Econometrica,* 64, 1067 -1084

West, K. D. (2006). Forecasting evaluation. In Elliot, G., Granger, C., and Timmermann, A. (eds), Handbook of Economic Forecasting. Volume 1. Handbook of Economics 24, pp. 99 – 134: Elsevier, Horth – Holland.

Wiener, Norbert (1930). Generalised harmonic analysis. Acta Mathematica 35: 117–258. 1949 Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series. Cambridge, MA: MIT Press.

Winkelried, D. (2012). "Predicting quarterly aggregates with monthly indicators". Central Reserve Bank of Peru. Working papers series. DT. № 2012-023.

Wolak, F. (1987). An exact test for multiple inequality and equality constraints in linear econometric models. Journal of Econometrics 31, 205 – 235.

Wold, H. (1938). A Study in the Analysis of Stationary Time Series. Uppsala, Sweden: Almqvist and Wiksell.

Wu, J and Xia, F. (2015). *Measuring the Macroeconomic Impact of Monetary Policy at the Zero Lower Bound.* Chicago Booth Press. Working Paper No. 13-77.

Yule, G.U. (1927). *On a Method of Investigating Periodicities in Disturbed Series*, with Special Reference to Wolfer's Sunspot Numbers. Philosophical Transactions, 226A.