

Estimación de la señal bancaria en Colombia y su interrelación con los movimientos de los sectores real y de producción industrial¹

Estudiante:

Mario Gregorio Saavedra Rodríguez²
mgsaavedraro@unal.edu.co

Director:

Osmar Leandro Loaiza Quintero³
oloaizaq@sena.edu.co

Medellín, Colombia

Julio - 2015

Resumen

El presente documento estima un indicador sintético del comportamiento del sector bancario en Colombia identificando a su vez la interrelación de éste con los ciclos del sector real y de producción industrial. El indicador sintético se estima a través de un Modelo Dinámico Lineal (MDL) implementado mediante el filtro de Kalman y utilizando como insumo el conjunto de indicadores financieros que componen la metodología CAMEL. A partir de un MDL multivariado se estima el equivalente a un modelo VAR(1), para analizar la interrelación entre el comportamiento del sector bancario con el de la industria y la economía agregada. Dentro de los resultados obtenidos, se halló que el indicador sintético del sector bancario resume de manera fiel la conducta del sector, puesto que refleja de manera cercana los periodos de contracción o crisis que ha presentado la banca en el pasado reciente en Colombia. Además, en general, el indicador sintético refleja que las regulaciones introducidas tras la crisis de 1999 se han traducido en una salud creciente de la banca colombiana. Finalmente, el modelo VAR(1) sugiere que un comportamiento expansivo de la actividad bancaria tiene una incidencia positiva sobre el ritmo de crecimiento de la actividad económica y la producción industrial en Colombia.

Palabras clave: Ciclo bancario, modelos dinámicos lineales, modelo estructural multivariado, espacio estado, filtro de Kalman, algoritmo EM, CAMEL.

1. Introducción

A partir de la crisis financiera acaecida en los Estados Unidos en el año 2008, se generó un renovado interés por analizar la relación entre el ciclo financiero y las fluctuaciones generales de la economía, hecho que ha desembocado en un aumento significativo en el número de investigaciones con enfoques heterogéneos que tienen como punto de encuentro la intención de aportar elementos que contribuyan a la anticipación de futuras crisis (Rodríguez, Maldonado, y Velandia, 2014). Las distintas crisis ocurridas en décadas recientes en distintos lugares del globo parecen proporcionar un respaldo empírico a los planteamientos teóricos de Hayek, quién dejó de considerar a la hipótesis de los cambios tecnológicos como la principal causa de las fluctuaciones en la economía, planteando una explicación monetaria, en la cual los bancos son los responsables del ciclo económico (Hagemann, 2001). Teniendo en cuenta que (i) los hechos que desencadenaron la Gran Recesión (o crisis de 2008) se originaron en el sector financiero, debido a una incorrecta gestión del riesgo crediticio

¹Agradecemos a Henry Mendoza (Cuentas Nacionales, DANE) por sus comentarios sobre política económica que ayudaron a mejorar el presente artículo de manera sustancial, a Jairo Alberto Fúquene Patiño (Candidato a Ph.D. en Estadística. University of Warwick. Coventry, United Kingdom.) por sus aportes a la construcción y estimación de los modelos de espacio de los estados, y Abel Hernando Muñoz Olaya (Oficina de Análisis y Control del Riesgo, SHD) por su valiosa contribución en la obtención de los datos.

²Candidato a M.Cs. en Ciencias Económicas. Universidad Nacional de Colombia. Medellín, Colombia.

³M.Cs. en Ciencias Económicas. Universidad Nacional de Colombia. Medellín, Colombia.

(manifestada en la coyuntura de cese de pagos sobre créditos hipotecarios) por parte de la banca en EEUU (Bazdresch Parada y cols., 2010), y (ii) considerando además que la crisis que experimentó Colombia en 1998 golpeó de manera especialmente fuerte a la banca nacional, parece lícito suponer que el sector financiero constituye una de las principales fuentes de inestabilidad de la actividad económica (M. Arango, 2006).

Debido a la importancia del sector bancario en la provisión de crédito o financiamiento tanto a consumidores como productores, el presente trabajo busca estudiar la incidencia de la evolución de la banca sobre las fluctuaciones de la economía. La banca ocupa un lugar fundamental en el sector financiero por las siguientes razones: (i) el tipo de operaciones que pueden efectuar para enfrentar eventuales problemas de liquidez (por ejemplo, los bancos efectúan operaciones en el mercado interbancario con mayor frecuencia que las entidades no bancarias); y, (ii) el acceso a fuentes de financiamiento (por ejemplo, los bancos pueden acceder a los mercados de capitales domésticos e internacionales, mientras que las entidades no bancarias tienen un acceso limitado a los mercados domésticos y prácticamente nulo a los mercados internacionales) Armas (2015).

Con este objetivo, el trabajo busca estimar un indicador sintético del comportamiento agregado (o macro) del sector bancario, el cual será relacionado mediante un modelo dinámico lineal (MDL) multivariado con otros dos indicadores que dan cuenta de la dinámica de la economía colombiana. Entre las metodologías cuantitativas para abordar empíricamente la dinámica del sector financiero cabe destacar el sistema de indicadores CAMEL (Capital, Assets, Management, Earning and Liquidity), inicialmente propuesto en Estados Unidos en 1969 por la Reserva Federal (FED) con el fin de evaluar la solidez financiera y gerencial de las principales entidades financieras de los Estados Unidos. Aunque existen dos versiones de la metodología CAMEL, una más reciente, propuesta en el año 1996 que agrega el componente de sensibilidad al riesgo de mercado no se tuvo en cuenta para la realización de este trabajo puesto que la intencionalidad del mismo fue desde un principio analizar como un todo los bancos a lo largo del tiempo, agregando las diferentes cuentas del Plan Único de Cuentas (PUC) al ser comparables, y a partir de allí construir indicadores que dieran información del sector bancario por lo que en este objeto de estudio no había lugar a riesgo sistémico.

Gran parte de los trabajos que se han realizado con el objetivo de estudiar los ciclos han sido desarrollados para el real o de los negocios, lo que ha generado progresos importantes en su medición primordialmente dentro de las corrientes de la nueva economía clásica y los modelos neo keynesianos (Perea E., 2015). Sin embargo, las investigaciones con respecto al ciclo financiero y aún más del comportamiento del sector bancario no han sido profundas. De este modo estudiar el comportamiento agregado de la banca en Colombia implica preguntarse acerca de la cronología del ciclo financiero y sobre la incidencia en su comportamiento que pueden llegar a tener diversas variables e indicadores de medición de la salud de los bancos e incluso otras variables de corte macroeconómico. De esta inquietud surge el presente documento, cuyo objetivo es encontrar una señal que mida su evolución y el impacto que puedan tener cambios en los sectores bancario, real e industrial al estimarse cada uno de ellos.

El índice sintético de la actividad bancaria que aquí se construye toma como insumo el sistema de indicadores CAMEL. El índice sintético resultante es relacionado con un indicador que da cuenta de la evolución de la actividad industrial (el IPI o indicador de producción industrial, calculado por el DANE), y un indicador que da cuenta del comportamiento general de la economía (el IMACO o índice mensual de actividad económica, calculado por el Banco de la República) que actúa como un predictor del PIB. En tanto el IMACO es el indicador que da cuenta de la evolución de la actividad económica agregada, este se interpreta como el descriptor del comportamiento de la economía colombiana. Por su parte, el IPI, al dar cuenta de la producción industrial, permitirá considerar la incidencia de la manufactura en el desencadenamiento de las fluctuaciones de la economía reflejadas por el IMACO. En este sentido, la inclusión del IPI en el modelo MDL multivariado que se estima

captó una fuente de volatilidad de la economía distinta a la actividad bancaria.

En este trabajo se propone una señal que surge a partir de una metodología CAMEL la cual se plantea para analizar la situación real de los bancos en Colombia, para ello se empleó información de los bancos que corresponde a capital, activos, manejo del banco, los ingresos y la liquidez. Dicha señal se obtuvo mediante la implementación de un MDL multivariado -modelo de media común- y cuyo propósito es hacer seguimiento al comportamiento de la banca, con el fin de detectar tempranamente fragilidades en el sistema que podrían poner en riesgo la estabilidad del sector financiero en Colombia. Adicional, se construyó la señal del IPI a través de un MDL univariado, logrando con ello desestacionalizar la serie a fin de poder encontrar la relación con la señal bancaria. Finalmente, se encontró un canal de transmisión de aceleraciones en la economía colombiana iniciando con un choque en el sector bancario, transmitiéndose al IPI y por último al IMACO.

El actual documento se encuentra dividido en cinco secciones. La primera sección es esta introducción. La segunda aborda la revisión de literatura donde se mencionan algunos trabajos relevantes acerca del tema de estudio y se proporciona además una justificación del uso de los modelos de espacio-estado⁴ (MEE). En la tercera se presenta la metodología usada en la construcción de las señales para cada uno de los sectores, exceptuando el sector real el cual ya es por sí mismo una señal construida por el Banco de la Republica de Colombia, teniendo una medición mensual aproximada del PIB. Luego se presentan los resultados, y finalmente, en la última sección se dan a conocer las conclusiones y algunas recomendaciones.

2. Revisión de la literatura

Los bancos juegan un papel determinante en los sistemas financieros. Por tal razón, se han desarrollado conjuntos de indicadores financieros microeconómicos para hacer seguimiento a la salud de cada organización bancaria, ámbito en el cual se inscribe la metodología de indicadores financieros CAMEL y que aprovecha la capacidad que tienen los bancos para obtener información de sus clientes. El sistema de indicadores CAMEL es utilizado por los organismos reguladores de la actividad financiera para calificar y clasificar a los establecimientos bancarios mediante el uso de variables de corte microeconómico, con la finalidad de monitorear su actividad (Pineda, Piñeros, y cols., 2009).

Particularmente, en Colombia las investigaciones realizadas suscitaron la construcción de diversos modelos e indicadores, dentro de los cuales se encuentra el Indicador Financiero Único (IFU) calculado por el Banco de la República, el cual se deriva de un modelo de corte microeconómico, creado como mecanismo de alerta temprana que pretende resumir, evaluar y organizar jerárquicamente el desempeño de los establecimientos de crédito a la vez que da cuenta de un sistema de alertas que permiten la detección temprana de fragilidades financieras, brindando la posibilidad de anticipar futuras crisis (Pineda y cols., 2009). Sin embargo, al no considerar variables de corte macroeconómico o sectorial no controla de forma adecuada los cambios en el ciclo económico. Además, el IFU se calcula con periodicidad semestral (ver (Pineda y cols., 2009)) mientras que el indicador del sector bancario que aquí se propone tiene periodicidad mensual.

En años recientes los modelos dinámicos se han convertido en una alternativa a los modelos de series de tiempo tradicionales, debido a sus propiedades prácticas, computacionales y teóricas. Es por tal motivo, que la presente investigación se basa en dicha metodología para estudiar el caso

⁴Kalman (1960) y Kalman y Bucy (1961) propusieron el uso de los llamados Modelos de Espacio de los Estados (MEE), inicialmente aplicados a la ingeniería aero espacial, basados en la idea que una serie de tiempo $\{Y_t\}$, definida como el **espacio**, es una función de un proceso subyacente no observable llamado **estado** mas un término de error (Petris, Petrone, y Campagnoli, 2009).

colombiano. El desarrollo de los Modelos Espacio de los Estados (MEE) se desprende del trabajo pionero de Kalman (1960). Desde el punto de vista práctico los modelos dinámicos presentan una alternativa para modelar en cada instante de tiempo el comportamiento de las señales del sector bancario, utilizando un indicador sintético en el marco del filtro recursivo de Kalman.

Gutiérrez y Saade (2009) analizaron la dinámica del ciclo del riesgo de crédito frente al ciclo económico y spreads de tasas de interés, mediante el uso de estados financieros de las entidades crediticias. Utilizando un modelo multivariado de componentes no observados, a través de un modelo de espacio de los estados, buscan analizar los movimientos e identificar los riesgos que caracterizan la relación entre el riesgo crediticio y el ciclo de los negocios del sistema bancario colombiano para el periodo comprendido entre 1933 y 1997. Su principal conclusión es que los ciclos del riesgo de crédito y del sector real ocurren en sentidos contrarios, es decir, se dan de manera contracíclica; y por ende recomiendan la inclusión de variables que midan el estado del ciclo económico en la estimación de la probabilidad de incumplimiento para las entidades financieras. Sus resultados además sugieren la existencia de ciclos comunes para la actividad económica, el riesgo de crédito y los precios de la intermediación financiera.

En Colombia diversos trabajos han implementado los MEE, mediante el filtro de Kalman, con diversos propósitos. El uso más común del filtro de Kalman en el contexto colombiano tiene que ver con el filtrado o descomposición de series, como es el caso de Jaramillo, Alzate, y cols. (2010), Sánchez (2011), Giraldo (2007) y Santamaria, Galeano, Diaz, y Delgadillo (2013). Jaramillo y cols. (2010) y Giraldo (2007) quienes utilizan el filtro de Kalman para descomponer el PIB colombiano en un componente tendencial, uno cíclico y uno estocástico, mientras Sánchez (2011) hace lo propio para el PIB regional del departamento del Cauca. En cuanto a Santamaria y cols. (2013) la metodología del filtro de Kalman es utilizada para estimar el componente tendencial o de largo plazo del PIB y del nivel de empleo en Colombia. Otro uso, como el ilustrado por Gómez Restrepo y cols. (2013), Tamayo y cols. (2008), Mogollón y Cortina (2011) y Misas, Arango, y López (2005) corresponde a utilizar el filtro de Kalman para estimar variables no observadas o latentes. En el caso de Gómez Restrepo y cols. (2013) se trata de estimar el nivel de lavado de dinero a través de remesas en Colombia, y en una temática similar Misas y cols. (2005) estiman el tamaño de la economía subterránea mediante la demanda de efectivo. En cuanto a Tamayo y cols. (2008) y Mogollón y Cortina (2011), ambos trabajos estiman la tasa natural de desempleo para Colombia. Menos frecuentes son los trabajos que utilizan la metodología espacio-estado para estimar modelos multivariados, como es el caso de Miranda, Laverde, y Moncada (2012) y Santamaria y cols. (2013). Miranda y cols. (2012) que estima un modelo espacio-estado mediante el filtro de Kalman para estudiar la incidencia de la tasa de cambio sobre el nivel de precios en Colombia. Por tanto, los parámetros estimados por el modelo espacio-estado son utilizados para medir la sensibilidad de los precios frente a las variaciones del tipo de cambio. Por su parte, Santamaria y cols. (2013) utilizan un modelo espacio-estado para estimar la sensibilidad del nivel de empleo ante variaciones del PIB en Colombia. Finalmente, otro uso importante que se le ha dado a los modelos espacio-estado en Colombia es el de pronosticar series de tiempo, como en los trabajos de Cristiano, Hernández, Pulido, y cols. (2012) y de Aguirre Ariza y Castañeda Rueda (2010). En el primer caso se ofrecen pronósticos de corto plazo del comportamiento de la actividad económica, mientras en el segundo caso se estiman pronósticos del comportamiento del mercado accionario colombiano.

Los bancos están en el centro del sistema financiero (Bazdresch Parada y cols., 2010), y particularmente, en Colombia el sector bancario se encuentra en sostenido aumento lo cual es fundamental para un país en vía de desarrollo, como el nuestro, y juega un papel muy importante en la sociedad ya que por medio de la bancarización de la misma es posible reducir los índices de pobreza e incentivar el crecimiento económico Cerón Carbonell, Hoyos Hoyos, y cols. (2010). Sin embargo, en la literatura económica colombiana no se encuentran trabajos que utilicen modelos espacio-estado

como un mecanismo para resumir información, esto es, para construir indicadores (uso que no es nuevo en la literatura internacional, como lo ilustran [Oppe \(1989\)](#) o [Bijleveld, Commandeur, Gould, y Koopman \(2008\)](#)). Por tanto, una de las contribuciones de este trabajo consiste en ilustrar la manera en la cual se puede trasladar la capacidad que tienen los modelos espacio-estado para estimar variables latentes dentro del marco de la construcción de indicadores compuestos en el contexto del sector bancario colombiano.

Es importante mencionar, que en el presente artículo se empleó un modelo espacio-estado con dos fines:

- (i) Aprovechar su capacidad para resumir series multivariadas, para obtener un indicador acerca del comportamiento del sector bancario en Colombia, ya que un modelo como este ofrece una alternativa para extraer un componente común de un conjunto de series (el cual es precisamente el componente no observado o componente latente).
- (ii) Analizar la interacción entre los movimientos generales de la economía (medidos a través del IMACO⁵, indicador líder de la actividad económica en Colombia) con los movimientos sectoriales de la industria (medidos por el Índice de Producción Industrial - IPI) y del sector bancario (medidos por el indicador bancario aquí estimado - SdSBeC).

[Furlanetto, Ravazzolo, y Sarferaz \(2014\)](#), a través de modelos VAR con restricción de signo encuentran que ante choques en el sector financiero se pueden ver afectadas las fluctuaciones del producto, el mercado de valores y la inversión. Encuentran además una relación entre el sector real y el financiero que da para pensar que aquello que pase en el sector financiero afecta al sector real.

Los indicadores de la solidez del sistema financiero en un momento dado se derivan principalmente mediante la agregación de datos correspondientes a la solidez de las diversas instituciones financieras ([Hilbers, Krueger, y Moretti, 2000](#)). Esta metodología de hacer el agregado del sistema bancario en un único consolidado, ha sido empleado recientemente en latinoamérica para la creación de un índice con la finalidad de identificar los riesgos que afectan el funcionamiento de los mercados financieros, la estabilidad financiera y los sistemas de pagos. En Perú el índice de fortaleza financiera (IFF) se elabora para las entidades que forman parte del sistema financiero nacional con la finalidad de evaluar su grado de solidez o solvencia financiera. Este índice sintetiza la posición financiera de una entidad mediante la evaluación y agregación de indicadores financieros de cinco categorías de desempeño (suficiencia de capital, calidad de activos, eficiencia operativa, rentabilidad y liquidez) ([Armas, 2015](#)).

Últimamente se han publicado trabajos que buscan representar de modo apropiada la correspondencia en los ciclos de la actividad económica y el riesgo de crédito, recurriendo a modelos de espacio de los estados para hallar las periodicidades que determinan estas relaciones. Tal es el caso de [Koopman y Lucas \(2005\)](#), quienes estudian para el caso de los Estados Unidos la conexión entre el incumplimiento de las obligaciones financieras como resultado de las bancarrotas de empresas, el PIB real, y un margen de tasas de interés. Los autores estudian el periodo comprendido entre 1933 y 1997, y sus resultados exponen evidencia acerca de que los ciclos del riesgo de crédito del sistema financiero concuerdan con el ciclo económico de ese país, y que las fluctuaciones del riesgo de crédito ocurren en la dirección opuesta a las de la actividad económica.

En relación a lo anterior, el presente trabajo propone el uso de la metodología de los Modelos Dinámicos Lineales (MDL), desarrollados en los trabajos pioneros de [Kalman \(1960\)](#) y ([Kalman y Bucy, 1961](#)), para tal fin se tomaron como insumo indicadores obtenidos a través de la

⁵Obtenido de la página oficial del Banco de la República, <http://www.banrep.gov.co/es/produccion>. Al respecto ver [Kamil, David Pulido, y Luis Torres \(2010\)](#).

metodología CAMEL la cual se basa en cinco (5) indicadores específicos: *Capital Adequacy, Assets Quality, Management Quality, Efficiency and Liquidity* (Hirtle y Lopez, 1999). Tales indicadores son calculados con base en cifras reportadas oficialmente por los establecimientos bancarios en el Plan Único de Cuentas (PUC), disponible para el periodo que va desde diciembre de 1996 hasta diciembre de 2014. Esta información constituye el insumo básico para modelar la evolución del sector bancario, el método de agregación consiste en sumar las variables monetarias para todos los bancos y luego utilizar estos agregados para estimar los ratios, así como su interrelación con los sectores real e industrial en Colombia.

3. Metodología

En coherencia con la ejecución de los objetivos del presente trabajo, se presentará a continuación lo referente a la construcción de un indicador sintético que reflejará el comportamiento del sector bancario, por medio de la implementación de un modelo espacio-estado para resumir la información disponible, apelando a la batería de indicadores contemplados en la metodología CAMEL.

3.1. Datos

Los datos aquí utilizados se tomaron del PUC existente para cada uno de los bancos a través de la información emitida por la SFC para el periodo comprendido entre diciembre de 1996 y diciembre de 2014. Conforme a que el PUC fue variante durante dicho periodo, se tuvieron presentes las cuentas correspondientes y se realizó la respectiva homologación. Seguido de esto se suman las mencionadas cuentas asociadas a cada uno de los cinco parámetros fundamentales del CAMEL, para finalmente agregarlo como un único conjunto y por último se construyeron los cocientes asociados a cada indicador.

Las series históricas fueron construidas con base en el PUC de todos los establecimientos tanto bancarios como de las corporaciones de ahorro y vivienda (CAV) que posteriormente por ley se convirtieron en bancos comerciales, siendo algunas absorbidas por sus casas matrices. Por ejemplo, Bancolombia absorbió a Conavi, mientras Davivienda pasó de ser una CAV para convertirse en un banco. Las series contienen información mensual y conforman una base de datos denominada un maestro del PUC, considerando los cambios presentados en todo el tiempo en que ha regido este sistema de reporte de información contable y financiera.

La Superintendencia Financiera de Colombia (SFC) con la expedición de la Resolución 3600 de 1988 (octubre 14) adoptó el Plan Único de Cuentas para el sistema financiero (PUC), que empezó a regir en enero de 1989, para que a manera de prueba los bancos presentaran periódicamente la codificación y estructura del PUC sin que ello implicara la modificación del sistema contable interno de cada entidad, para que a partir de enero de 1990, las instituciones ajustaran su sistema de contabilidad interno.

Anterior a la implantación del PUC existía un formato para el reporte de la información del sistema financiero a la SFC llamado SB1. Este formato era elaborado de manera manual y constaba de numerosos anexos, cada uno con características específicas de acuerdo con la naturaleza de la información a reportar, información de la cual no existe registro alguno que haya sido codificado, registrado y grabado de manera sistemática para su administración y manejo.

A partir de 1989, y una vez determinada la estructura del PUC, los establecimientos iniciaron el reporte a la SFC de la información bajo los nuevos estándares establecidos. Con el transcurso del tiempo y en la medida que la SFC, en desarrollo de su objeto, ha requerido con más detalle la información por reportar, la SFC ha realizado continuas modificaciones al plan de cuentas hasta el presente.

La ventana de tiempo considerada para la construcción de las series y utilizadas como insumo en el desarrollo del presente trabajo se determinó con base en la homogeneidad de los datos y comparabilidad de los indicadores conformados para medir la evolución del sector bancario. El grado de agregación con que inició la estructura del PUC y fechas anteriores a diciembre de 1996 no permiten la comparación de las cifras, en especial en lo que respecta a la cartera de créditos, el activo más importante para el sector, razón de su objeto social y rubro considerado como la principal fuente desestabilizadora de un banco.

Para los datos posteriores a diciembre de 2015 no existe la continuación de la serie porque hasta el momento en que se elaboró la investigación no se había establecido una homologación de los indicadores que estuviera basado en las numerosas modificaciones que experimentó el PUC a raíz de la convergencia de los establecimientos bancarios a las Normas Internacionales de Información Financiera (NIIF), como se dispuso con la expedición de la ley 1314 de 2009 y normas posteriores a ésta relacionadas con el asunto. Los bancos solo fueron obligados a iniciar con la transmisión de la información financiera bajo los nuevos estándares fijados a partir de enero de 2015 por acción del Decreto 2784 de 2012.

3.2. Modelo CAMEL

La metodología CAMEL hace referencia a un conjunto de indicadores cuyo propósito es hacer seguimiento al comportamiento de la banca, con el fin de detectar tempranamente entidades frágiles que podrían poner en riesgo la salud del sector financiero. Aunque el modelo CAMEL mide riesgo individual, el propósito en este caso no consiste en medir riesgo individual, ni riesgo sistémico, sino observar si las variables que componen la metodología CAMEL, al ser agregadas al nivel del sector, permiten construir un indicador que resuma la evolución del sector bancario. La agregación se justifica en que las variables que componen el PUC, y que se usan para calcular las variables que componen el modelo CAMEL, son medidas de manera homogénea por todos los bancos y tienen que ver con agregados monetarios relativos al funcionamiento de la banca (como por ejemplo, el monto de la cartera morosa y el monto total de los créditos concedidos), por lo tanto dichas variables son susceptibles de ser agregadas, es decir, sumadas (pues son comparables y comparten la misma escala de medida), y con base en estos agregados es posible calcular la versión sectorial de los indicadores CAMEL para describir la situación general de la banca.

De acuerdo con lo anterior y para llevar a cabo la propuesta actual, se consideraron una serie de indicadores, los cuales serán descritos a profundidad a lo largo del documento. También se darán a conocer los criterios que se tuvieron en cuenta para seleccionar los indicadores involucrados dentro de la investigación, en coherencia con el modelo espacio-estado que se utiliza para construir el indicador sintético del sector bancario colombiano (SdSBeC).

3.2.1. (C) Capital: (Relación de solvencia, Quebranto Patrimonial)

El capital es definido como el derecho que poseen los propietarios de los activos de una empresa, y es considerado una variable fundamental en el análisis de funcionamiento de un banco, puesto que, el seguimiento de los indicadores que lo conforman permite medir la solidez de una entidad y su posible capacidad para enfrentar choques externos y soportar pérdidas futuras.

Los bancos capitalizados tienen mayor capacidad de hacer frente a perturbaciones que afecten sus balances (Hilbers y cols., 2000), es decir, tienen la posibilidad de disponer de fondos propios en momentos de iliquidez, garantizando así un normal funcionamiento en el instante de responder a los depositantes en caso de retiros masivos. En la normatividad bancaria vigente se establecen requerimientos mínimos de capital para dichos establecimientos, con el fin de evitar bancos insolventes

que terminen en la quiebra, perjudicando ahorradores, aumentando la incertidumbre y atentando contra la estabilidad financiera

En Colombia, la Ley 510 de 1999 estableció como requerimiento mínimo de capital para las entidades bancarias, un monto de \$33.000 millones de pesos, que aumenta anualmente con el Índice de Precios al Consumidor (IPC) y el cual debe ser cumplido de manera permanente.

Dentro de los indicadores del componente de capital considerados, se encuentra el indicador de *Relación de Solvencia o RdS* (Committee y cols., 1988), definido como la relación entre el capital y los activos de un establecimiento bancario. Específicamente este indicador mide el porcentaje de los activos (activos ponderados por su nivel de riesgo) que están respaldados con capital (patrimonio técnico). En Colombia, por norma, este porcentaje debe ser mínimo del 9%.

El *quebranto patrimonial* es otra de las medidas relativas a la solidez patrimonial que ostenta un banco. Su naturaleza es de orden normativo. Éste se define como la relación entre el patrimonio y el capital social. En concordancia con el artículo 114, literal *g* del Estatuto Orgánico del Sistema Financiero (EOSF), el cociente puede llegar a ser como mínimo del 50% de lo contrario se configurará una causal de toma de posesión inmediata del establecimiento por parte de la Superintendencia Financiera de Colombia. Como el cálculo de este indicador está afectado por las políticas de registro contable, no permite establecer una comparación entre las entidades, se decide por tanto dentro de esta investigación, **omitir** el *quebranto patrimonial* al momento de realizar el análisis de la información.

3.2.2. (A) Activos: (Exposición patrimonial, Calidad y cobertura de la cartera)

Los activos constituyen los recursos económicos con los cuales cuenta una empresa y de los cuales se espera que beneficien las operaciones futuras. Por consiguiente, la evaluación de su composición, calidad y protección se convierte en determinante primordial para captar cualquier anomalía.

El principal activo a tener en cuenta en un banco es la cartera de créditos, ya que ésta provee información necesaria para evaluar la composición, concentración, plazos y vencimientos, determinando la disponibilidad para cubrir los pasivos (depósitos) y obtener ganancias (Dang y cols., 2011).

Los activos de los bancos están agrupados por categorías, lo que permite tener una perspectiva más clara de su composición. Así, por ejemplo la cartera se divide en comercial, consumo, vivienda y microcrédito, dependiendo del tipo de cliente que se atiende. Igualmente, se cataloga según su estado, ya sea vigente o vencida, conforme a los plazos y a las garantías que estos préstamos presentan (admisibles u otras garantías). Con el indicador de *calidad de la cartera (CadC)* se determina que proporción de créditos se encuentran mal atendidos por los deudores con relación al volumen total. Asimismo, el indicador lleva implícita la ponderación de cada una de las modalidades de crédito, de acuerdo con el grado de especialización que tenga cada establecimiento.

El indicador de *cobertura de la cartera (CodC)* mide la proporción de recursos constituidos para la protección del volumen total de los créditos deteriorados. La importancia de éste radica en la estimación que hace la entidad de los recursos comprometidos, en el caso que decida sanear su balance, castigando dichos créditos.

Otro de los rubros para considerar en el activo de los bancos lo constituye la cuenta que especifica los bienes recibidos en pago. Estos aumentan en épocas de crisis como consecuencia de la incapacidad de pago por parte de los deudores que se ven obligados a cubrir sus deudas con garantías reales. Su acumulación se convierte en un mal indicador que termina desviando la función de los bancos hacia la administración de bienes, trayendo consigo costos elevados. El indicador de *exposición patrimonial (EP)* mide la proporción de los activos improductivos que compromete el patrimonio de un banco.

3.2.3. (M) Administración: (Estructura de balance, Absorción del margen financiero)

La permanencia de las instituciones dentro del sector, sin duda depende en gran medida de la forma como éstas han sido dirigidas y de las políticas que hayan implementado a través del tiempo. La administración se convierte en eje imprescindible que de ejecutarse correctamente, permite alcanzar mayores niveles de eficiencia, sostenibilidad y crecimiento. Para la medición de éste se consideran los siguientes indicadores como variables proxy:

1. El indicador de *estructura de balance (EdB)*: Mide la manera en la cual la administración distribuye sus recursos propios más los recursos con costo obtenidos por operaciones pasivas, en operaciones activas que le generan ingresos. b) El valor mínimo para este indicador debe ser de 100 %, de manera que el margen de intermediación de los recursos (tasa activa - tasa pasiva) genere un margen para cubrir gastos operativos y el rendimiento esperado de la gestión.
2. El indicador de *absorción del margen financiero (AdMF)*: es la relación entre los gastos laborales, administrativos y provisiones, y el margen financiero bruto. Este indicador contempla los nichos que caracterizan el mercado financiero de los bancos (minorista y mayorista) y la aplicación de sus estrategias. De hecho, los establecimientos minoristas son aquellos que cuentan con una extensa red de oficinas y una amplia base de clientes, en su mayoría personas naturales (créditos de consumo, microcrédito y de vivienda). Por otra parte, los bancos mayoristas se caracterizan por ser entidades con una red limitada de oficinas, con clientes dentro de los cuales predominan los corporativos y su objetivo es la mediana y gran empresa. Por consiguiente, mientras que la banca minorista tiene, elevados gastos laborales y administrativos, una mezcla de captaciones de relativo bajo costo y una alta exposición al riesgo crediticio (debido a la ausencia, por lo general de garantías idóneas), la banca mayorista posee las características opuestas. De calcularse el indicador con respecto al tamaño del banco (activos), se castigaría a la banca minorista con una elevada ineficiencia frente a la mayorista (Pineda y cols., 2009). Con el indicador propuesto no solo se corrige el problema de ineficiencia, sino que se captura los beneficios de los menores costos de captación y de las mayores tasas de colocación de clientes riesgosos, dado que esto es estandarizado con el margen financiero bruto. Adicionalmente con la agregación de las provisiones en el numerador, se está incluyendo una proxy del riesgo.

3.2.4. (E) Ganancias: (ROE, ROA)

El objetivo principal de un negocio es la generación de utilidades. En este sentido son preferibles aquellas entidades que de manera permanente y sostenible en el tiempo, generan retornos positivos para sus inversionistas. Por lo tanto, son dos los indicadores que permiten la estimación de los beneficios que genera un establecimiento bancario: la *rentabilidad sobre el activo (ROA)* y la *rentabilidad sobre el patrimonio (ROE)*. El primero hace referencia a la rentabilidad sobre el activo, el cual mide que tan eficiente es un banco en la utilización de sus bienes propios. En relación al *ROE*, éste da a conocer las utilidades y proporciona recursos para aumentar el capital, permitiendo el continuo crecimiento (Pineda y cols., 2009). Por otro lado, vislumbra las pérdidas, ganancias insuficientes, o las ganancias excesivas generadas por una fuente inestable, que constituyen una amenaza para la empresa. Con este indicador se determina que tan eficaz es el banco en la utilización de los recursos de los inversionistas y si el retorno proporcionado se halla en un nivel aceptable en comparación con el costo de oportunidad de los recursos.

3.2.5. (L) Liquidez: (Riesgo de liquidez)

Mide la disponibilidad de recursos para atender los compromisos contraídos. La construcción de este indicador conlleva un sesgo, por cuanto no es posible determinar, únicamente con base en los estados financieros, los plazos de los pasivos, su nivel de retiros y nuevas captaciones, así como los volúmenes de recuperación de la cartera y el de nuevas posibles colocaciones (Pineda y cols., 2009). En Colombia, no se han presentado eventos críticos por liquidez y, aunque la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC) solicita que los establecimientos reporten este indicador (el IRL: indicador de riesgo de liquidez) mediante el diligenciamiento de un formato, ésta no hace público sus resultados. Por lo anterior, dicho indicador no fue contemplado en el desarrollo de la presente propuesta.

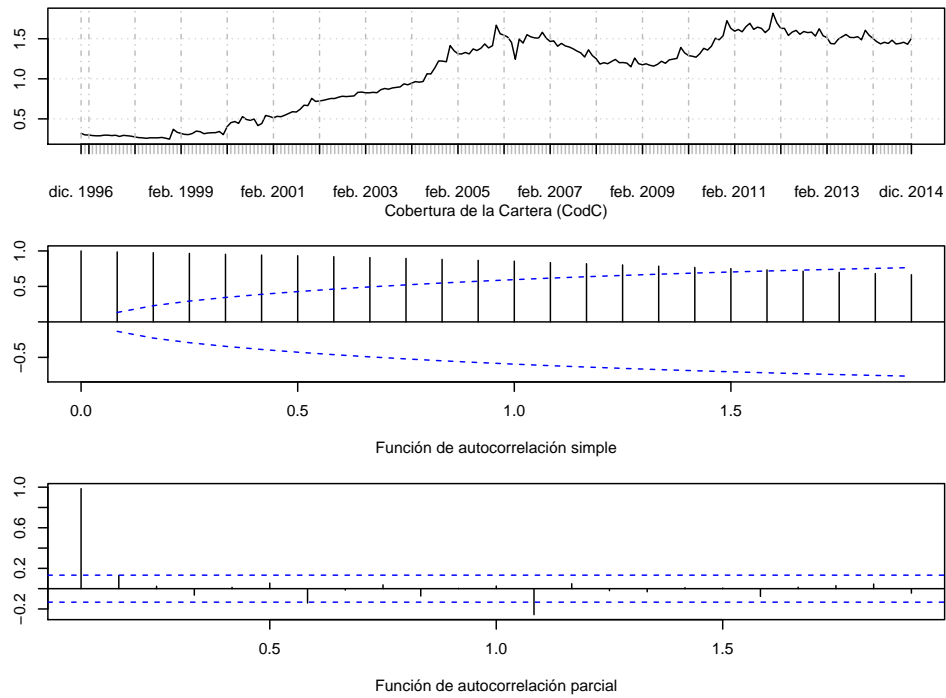
3.3. Cronología de la actividad bancaria en Colombia

Desde comienzos de 1990, al ponerse en marcha la apertura económica, se registró una importante entrada de capitales al país, lo cual generó un exceso de liquidez, que unido al importante crecimiento de la demanda agregada y del PIB, desencadenó en un aumento del crédito en la economía colombiana. Desde 1993 el crecimiento de la cartera bruta alcanzó niveles cercanos al 70 % nominal, mientras que las tasas de interés reales permanecían relativamente estables con tendencia a la baja. En este contexto, se suscitó un ambiente de competencia en la oferta de crédito, lo que condujo a que se relajaran las prácticas prudenciales y los intermediarios tomaran riesgos excesivos e innecesarios, que no fueron controlados tempranamente por parte de los organismos de supervisión y regulación; con la (Figura 1) se puede entender cómo era la situación de cubrimiento de los créditos en la época de crisis y el porqué de su impacto con resultados adversos para los bancos.

Entre 1994 y mediados del año 1996, el incremento de la demanda por recursos financieros (especialmente para crédito comercial y de consumo), tuvo efectos positivos sobre el precio de la finca raíz y los activos financieros (títulos de renta variable), generando una burbuja especulativa. Este factor, aunado a la política de incrementar las tasas de interés para reducir la inflación, incidió negativamente sobre la demanda agregada, haciendo escasamente rentables las inversiones del sector real, beneficiando de esta forma, la demanda de dinero especulativo generando así un aumento de los niveles de riesgo. En consecuencia, desde finales de 1996 hubo una presión hacia la baja en el valor presente de las empresas y en el ahorro de las familias, afectando negativamente la demanda agregada y elevando el valor de los créditos a los deudores (Espinel y Giraldo, 2009).

Desde comienzos del año 1998, el sector financiero en Colombia evidenció hechos tales como la reducción en términos reales de los depósitos, siendo ésta asociada posiblemente a la pérdida de confianza por parte del público en mantener activos denominados en pesos. La situación más dramática la tuvieron las Corporaciones de Ahorro y Vivienda (CAV), con excepción de Granahorrar y el Banco Central Hipotecario, quienes recibieron apoyos del Gobierno en forma de capitalizaciones a mediados de 1999. En general, la tasa anual de captaciones del sector financiero, incluyendo depósitos en cuenta corriente, depósitos de ahorro y certificados de depósitos a término fijo pasó del 20 % a comienzos de 1997 a menos del 5 % en el año 2000. La cartera bruta pasó de un crecimiento del 28 % a finales de 1997, a uno del 9,5 % en el 2000, y la cartera vencida del total del sistema financiero que en 1997 sumaba 3,2 billones ascendió a 7 billones al finalizar 1999. El mayor deterioro de la cartera hacia el año 2000 lo tuvieron los bancos públicos (35 %), las CAV (21 %) y las corporaciones financieras (22 %). En las CAV la situación se vio agravada por el elevado porcentaje de cartera hipotecaria, cercano al 79 % del total. Ante la imposibilidad de los empresarios de cancelar sus créditos y en ausencia de provisiones por parte de los intermediarios financieros los primeros debieron refinanciar sus deudas (Perdomo, Serna, González, y cols., 2012).

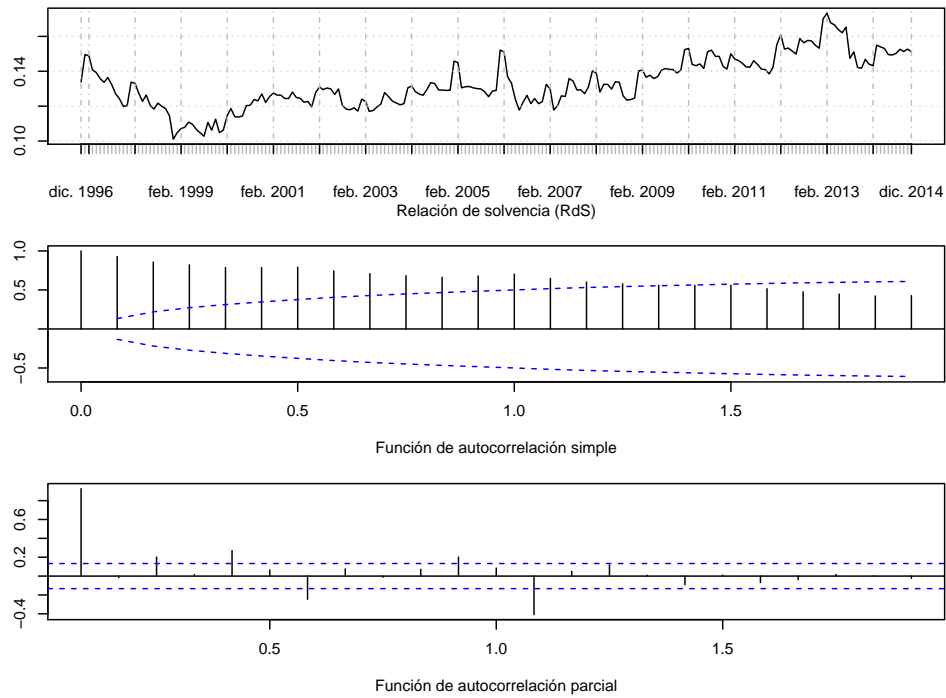
Figura 1: Evolución de la Cobertura de la Cartera (CodC)



Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

Vale la pena destacar que entre 1997 y 1999 la *RdS* del sistema financiero consolidado inició una etapa de descenso (Figura 2), después de haber logrado su punto más alto a comienzos de 1997. En efecto, la relación de solvencia pasó del 13,4% en 1997 a 10,7% en 1998 y posteriormente tuvo una leve mejora en 1999 con un 11,2%. A pesar del repunte de la solvencia en la banca privada a comienzos de 1999, el promedio se vio afectado por la banca pública debido a los fuertes cambios en las provisiones (J. P. Arango, Arias, Gómez, Salamanca, y Vásquez, 2005).

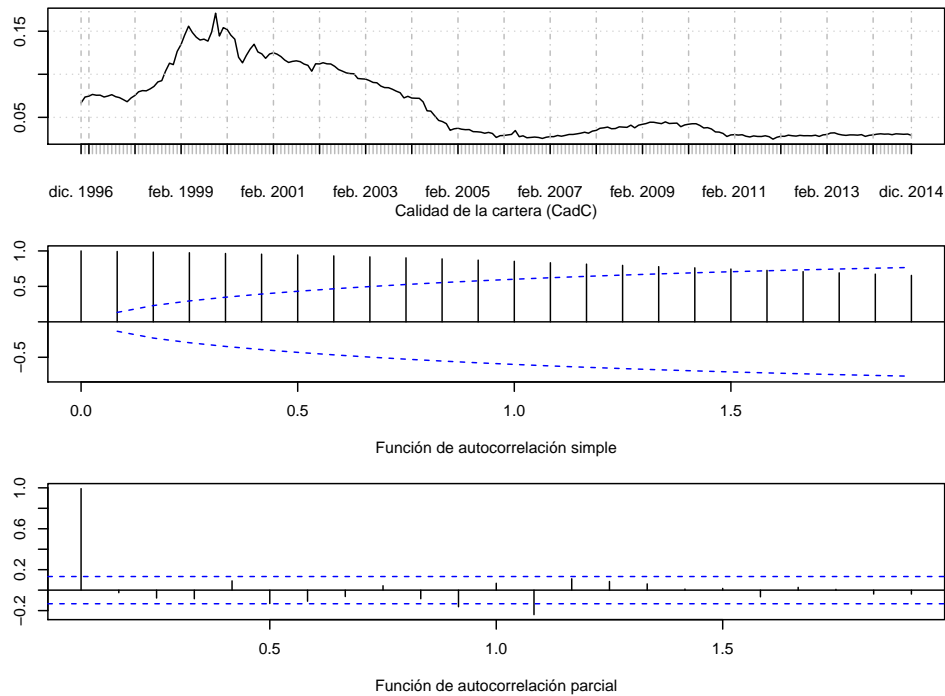
Figura 2: Evolución de la Relación de Solvencia (RdS)



Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

En este orden de ideas, el deterioro de la economía colombiana tuvo parte en la desmejora de los indicadores del sector financiero, reflejándose principalmente en el rápido crecimiento de los activos improductivos, especialmente cartera vencida y bienes recibidos en pago durante los años 1998 y 1999 como se refleja en el deterioro de la *CadC* en la (Figura 3), comprometiendo el patrimonio de las entidades financieras y disminuyendo la rentabilidad de la operación bancaria, como se observa en la evolución del *ROA* en la (Figura 5).

Figura 3: Evolución de de la Calidad de la Cartera (CadC)

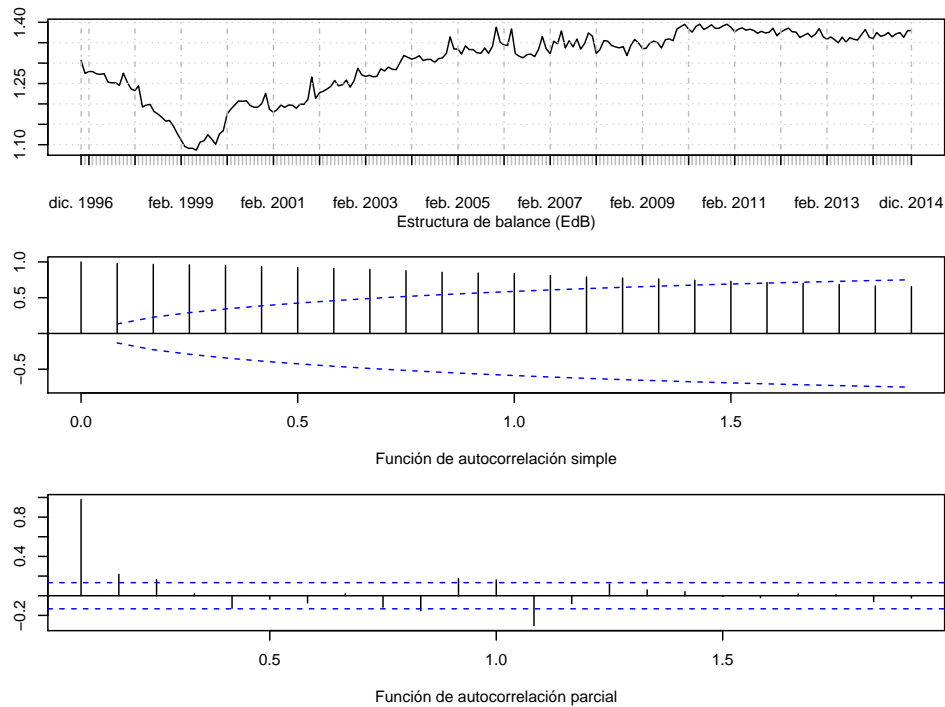


Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

Uno de los indicadores que evidencian la crisis financiera experimentada en Colombia a finales de los 90 es el indicador (*CadC*), que como se puede observar en la (Figura 3) presentó su máximo nivel en noviembre de 1999 (17,1%), a raíz de un elevado volumen de créditos vencidos, situación que requirió la intervención del Gobierno Nacional con medidas entre otras como el saneamiento de esa cartera principalmente para los bancos comerciales entre ellos la banca pública con importante incidencia, razón por la que entre noviembre de 1999 y junio de 2000 se aprecia un ascenso en el indicador, a partir de ésta fecha vuelve a presentarse un nuevo amago de crisis esta vez para las CAV (establecimientos de crédito así denominados por su especialización en cartera hipotecaria, conocidas como Corporaciones de Ahorro y Vivienda), con nuevas medidas adoptadas como subsidios a deudores, saneamiento de los balances de los establecimientos y apoyos para capitalizar aquellos establecimientos con viabilidad financiera. La puesta en marcha de estas medidas logró el objetivo deseado, empezando a descender la proporción de créditos vencidos hasta el nivel que se observa en diciembre de 2014, que puede decirse es de relativa estabilidad. Entre mediados de 2009 y 2010 se presentó cierta alarma por el aumento de la cartera vencida pero la situación no fue de mayor apremio.

Los castigos de la cartera vencida profundizaron la situación de crisis de los establecimientos de crédito (bancos) puesto que la salida del balance de estos créditos implicaba un costo toda vez que debían ser provisionados al 100% con el consecuente impacto en el estado de pérdidas y ganancias y por esta vía en el patrimonio de los establecimientos.

Figura 4: Evolución de la Estructura de Balance (EdB)



Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

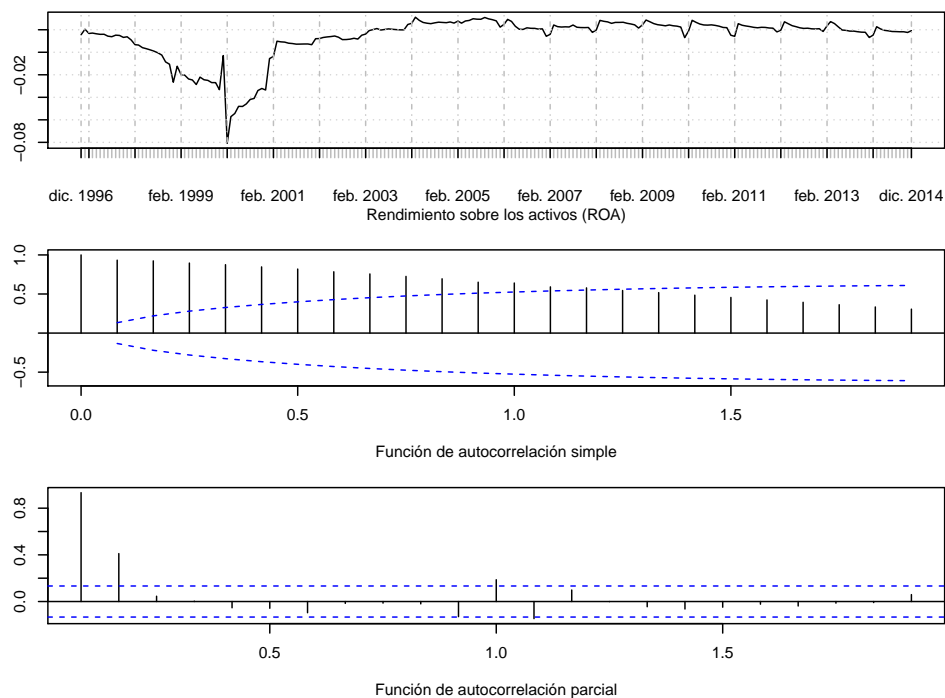
La *EdB* corresponde a los activos productivos sobre los pasivos con costo; los activos productivos son aquellos bienes que generan ingresos para el banco ej: cartera, inversiones en títulos y los pasivos con costo son aquellos compromisos adquiridos por el banco que le generan gasto o costo ej: las cuentas de ahorros, los CDT, los bonos en circulación.

El nivel deseable para este indicador es que sea superior al 100%, en el entendido que cada peso que el banco adeude, sea colocado en activo productivo. En la serie el indicador obtuvo un mínimo de (108,7%) en mayo de 1999, reflejando un menor volumen de activo productivo (explicado por el elevado volumen de créditos vencidos, los cuales en determinados tiempos dejaban de causar intereses y por ende ingresos que afectaban los resultados de los bancos). Este indicador aunque no es un fiel indicio de crisis, por lo menos refleja la calidad de administración que gobierna un establecimiento, es por esta razón que una vez superada la crisis su nivel se ha mantenido relativamente estable.

El *ROA* muestra la participación porcentual de las utilidades, después de impuestos, en el total de los activos (Figura 5). Es un buen reflejo de la rentabilidad que tienen las entidades financieras (Perea E., 2015). La estacionalidad observada en enero de cada año obedece al método de cálculo del indicador, puesto que al ser anualizado la utilidad de enero o de comienzos de año puede estar subestimada.

La *AdMFI* es un indicador líder de eficiencia, con la ventaja que incluye una proxy de riesgo, toda vez que dado el nivel de especialización en cartera de un establecimiento, al incluir las provisiones contempla el riesgo de crédito inherente a éste.

Figura 5: Evolución de los Rendimientos sobre los Activos (ROA)

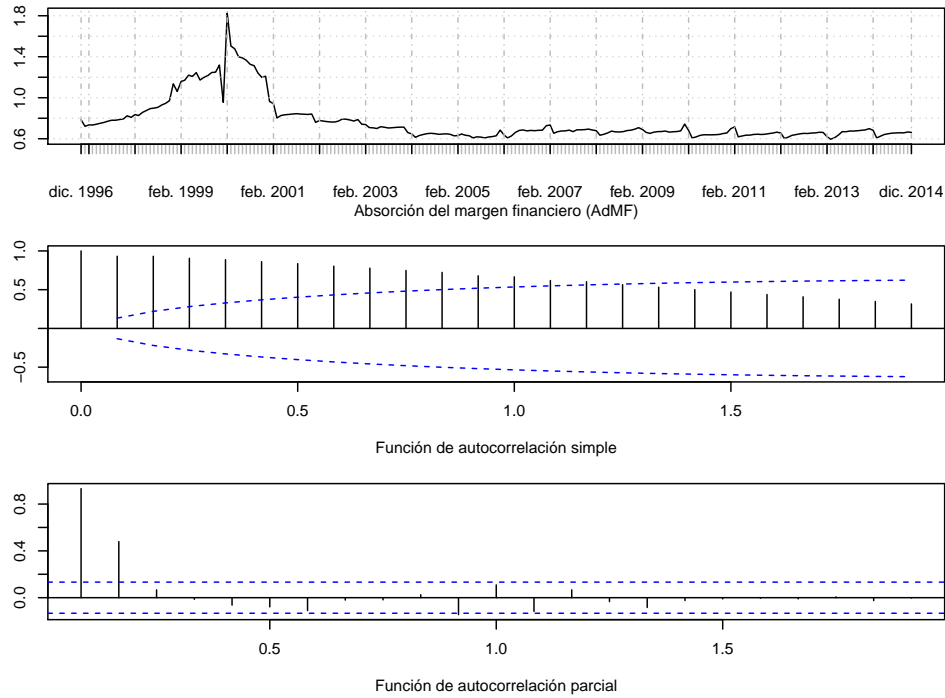


Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

En el periodo entre diciembre de 1998 y febrero de 2000, se aprecia como de cada peso que el sector generaba en su objeto de intermediación (margen financiero), gastaba más del 100% de ese margen en gastos; lo anterior explicado básicamente porque dado que en años anteriores a la crisis no se realizaron provisiones (gasto) para la protección de los créditos vencidos consiguiendo utilidades importantes y en el momento en que se desató el problema y vinieron las medidas requeridas para el saneamiento, se debió incurrir en elevados costos para provisionar los créditos vencidos, que superaron el margen generado por el sector (ver Figura 6).

En consecuencia, a partir de 1999 se dieron casi de manera simultánea operaciones de salvamento de la banca pública, intervención financiera y saneamiento de los balances, que se materializaron en capitalizaciones de bancos públicos y apoyos de liquidez a bancos privados; operaciones de fusión de entidades, orden de liquidación forzosa administrativa de entidades y castigo de activos improductivos, o la venta de los mismos a la Central de Inversiones -CISA-.

Figura 6: Evolución de la Absorción el Margen Financiero (AdMF)



Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

3.4. Modelos Dinámicos Lineales

Con miras a obtener las señales de los sectores bancario, real e industrial, se plantearon dentro del análisis de la investigación, diferentes modelos dinámicos lineales. Lo anterior, con el objetivo de estimar las señales de cada uno de estos, exceptuando el sector real, debido a que su señal es estimada por el Banco de la Republica. Tales señales son posteriormente introducidas dentro de un modelo estructural del tipo VAR(1) más ruido, valorando así, las relaciones existentes entre los tres sectores.

3.4.1. Señal del Sector Bancario en Colombia (SdSBeC)

En el presente apartado se expone el procedimiento que se sigue para obtener un indicador sintético del comportamiento del sector bancario, utilizando como insumo los indicadores recién descritos, reemplazando los indicadores *CadC* y *AdMF* por sus inversos multiplicativos (notados como *CadCI* y *AdMFI*) con miras a que fluctúen en la misma dirección que el resto de indicadores CAMEL considerados y esta manera así obtener una señal común a ellos.

El indicador sintético del sector bancario se estima a través de un modelo espacio-estado multivariado. Los modelos espacio-estado están compuestos por dos ecuaciones básicas, una ecuación de espacio, que modela el componente observado del proceso dinámico bajo estudio, y una ecuación de estado, que modela el componente latente o no observado. Precisamente este segundo componente permite estimar el indicador sintético de la evolución del sector bancario como una señal no observada, pero común a las variables que intervienen en el modelo.

En la medida que por medio de los modelos de espacio estado se obtiene una señal de una variable latente (no observable), en las series de tiempo también por medio de los análisis factoriales (como la metodología de componentes principales) es posible obtener una variable latente como una combinación de las series originales, por medio de una proyección sobre un eje conocido como eje factorial. Sin embargo estas dos aproximaciones se diferencian en que el primero tiene en cuenta la estructura de auto correlación de los datos (ver autocorrelogramas en las Figuras 1 a 6), mientras que para el segundo es necesario verificar el supuesto de independencia de las variables. Además, los modelos espacio estado permiten, ex ante, suponer cierta estructura acerca del comportamiento de la variable latente. En el presente caso, esa estructura comprende un componente tendencia y uno estacional. Por el contrario, en el análisis factorial no es posible hipotetizar una cierta estructura con respecto a la señal que se pretende estimar, sino que la interpretación que se da a los indicadores obtenidos depende del análisis ex post de sus direcciones de variación.

Teniendo en cuenta que los indicadores CAMEL calculados exhiben un comportamiento estacional, el modelo espacio-estado utilizado para obtener el indicador sintético incorpora además un componente estacional, con el fin de que la señal común estimada se pueda interpretar como un componente que refleja el comportamiento puramente tendencial del sector bancario. Para lograr estimar el modelo con una señal común, como la suma de un componente de tendencia y otro de estacionalidad, es necesario definir el modelo estructural que establecerá la señal del sector bancario colombiano (SdSBeC) y construir las matrices asociadas a él. El modelo que se pretende estimar puede formularse como sigue:

$$\begin{bmatrix} EdB_t \\ CodC_t \\ RdS_t \\ ROA_t \\ AdMFI_t \\ CadCI_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} (T_{t,SdSBeC} + S_{t,SdSBeC}) + \begin{bmatrix} \nu_{t,EdB} \\ \nu_{t,CodC} \\ \nu_{t,RdS} \\ \nu_{t,ROA} \\ \nu_{t,AdMFI} \\ \nu_{t,CadCI} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$T_{t,SdSBeC} = \phi_{T_{SdSBeC}} T_{t-1,SdSBeC} + \omega_{t,T_{SdSBeC}} \quad (2)$$

$$S_{t,SdSBeC} + S_{t-1,SdSBeC} + \dots + S_{t-11,SdSBeC} = \omega_{t,S_{SdSBeC}} \quad (3)$$

En donde la ecuación (1) expresa los indicadores CAMEL considerados en función de una tendencia y estacionalidad comunes; más un vector de términos de error $\nu_{t,SdSBeC}$, de dimensión 6×1 , que agrupa los errores asociados con cada indicador. La ecuación (1) hace las veces de ecuación de espacio, y está formulada de tal manera que el componente observado (los indicadores CAMEL) son modelados en función de los componentes latentes o no observados (la tendencia o señal común de largo plazo, la estacionalidad) y dos variables aleatorias asociados a cada uno de ellas $\omega_{t,T_{SdSBeC}}$ y $\omega_{t,S_{SdSBeC}}$ al interior de un vector de residuales del estado $\omega_{t,SdSBeC}$.

Las ecuaciones (2) y (3) representan el componente latente (o estado); dentro de ellas $T_{t,SdSBeC}$ que se conocerá de ahora en adelante simplemente como la SdSBeC, expresa dicha tendencia o señal como un proceso markoviano de primer orden, siendo $\phi_{T_{SdSBeC}}$ su parámetro de transición que puede ser interpretado como una tasa de crecimiento (ver [Shumway y Stoffer \(2013\)](#)) mientras que $S_{t,SdSBeC}$ representa el componente estacional intraanual. Cabe notar que la ecuación de observación puede ser reformulada como sigue:

$$\begin{bmatrix} EdB_t \\ CodC_t \\ RdS_t \\ ROA_t \\ AdMFI_t \\ CadCI_t \end{bmatrix} = [\mathbf{A}_T \quad \mathbf{A}_S] \begin{bmatrix} T_{t,SdSBeC} \\ S_{t,SdSBeC} \\ S_{t-1,SdSBeC} \\ \vdots \\ S_{t-10,SdSBeC} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \nu_{t,EdB} \\ \nu_{t,CodC} \\ \nu_{t,RdS} \\ \nu_{t,ROA} \\ \nu_{t,AdMFI} \\ \nu_{t,CadCI} \end{bmatrix} \quad (4)$$

Donde se asume que el vector de términos de error corresponde a un proceso ruido blanco gaussiano, es decir, $\boldsymbol{\nu}_{t,SdSBeC} \stackrel{iid}{\sim} N(0, \mathbf{R}_{SdSBeC})$. Además, las submatrices asociadas con el estado o los datos observados para los indicadores considerados bajo la metodología CAMEL se definen como:

$$\mathbf{A}_T = \mathbf{1}_{(6 \times 1)} \quad (5)$$

$$\mathbf{A}_S = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{(6 \times 11)} \quad (6)$$

Como se mencionó anteriormente la SdSBeC se extrae como la tendencia, despojada de estacionalidad, lo cual se consigue a través de la estimación de las ecuaciones (2) y (3), que pueden ser reformuladas en una expresión común, como sigue:

$$\begin{bmatrix} T_{t,SdSBeC} \\ S_{t,SdSBeC} \\ S_{t-1,SdSBeC} \\ \vdots \\ S_{t-10,SdSBeC} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{T_{SdSBeC}} & 0_{(1 \times 11)} \\ 0_{(11 \times 1)} & \boldsymbol{\Phi}_S \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{t-1,SdSBeC} \\ S_{t-1,SdSBeC} \\ S_{t-2,SdSBeC} \\ \vdots \\ S_{t-11,SdSBeC} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_{t,T_{SdSBeC}} \\ \omega_{t,S_{SdSBeC}} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

en donde las submatrices asociadas con el modelo estructural planteado para la SdSBeC se definen como:

$$\boldsymbol{\Phi}_S = \begin{bmatrix} -1 & -1 & \cdots & -1 & -1 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix}_{(11 \times 11)} \quad (8)$$

Donde la matriz $\boldsymbol{\Phi}_S$ cumple un papel análogo a un conjunto de dummies para modelar la estacionalidad. Adicionalmente, se asume que $\boldsymbol{\omega}_{t,SdSBeC} \stackrel{iid}{\sim} N(0, \mathbf{Q}_{SdSBeC})$, es decir, $\boldsymbol{\omega}_{t,SdSBeC}$ son vectores independientes e idénticamente distribuidos con media cero y matriz de covarianzas \mathbf{Q}_{SdSBeC} definida como sigue:

$$\mathbf{Q}_{SdSBeC} = \begin{bmatrix} q_{T_{SdSBeC}} & 0_{(1 \times 11)} \\ 0_{(11 \times 1)} & \mathbf{Q}_{S_{SdSBeC}} \end{bmatrix} \quad (9)$$

Siendo $q_{T_{SdSBeC}}$ un escalar y:

$$\mathbf{Q}_{SdSBeC} = \begin{bmatrix} q_{SdSBeC} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{(11 \times 11)} \quad (10)$$

Finalmente (como lo afirma [Shumway y Stoffer \(2013\)](#)), cabe anotar lo siguiente:

1. El supuesto de incorrelación entre $\boldsymbol{\nu}_{t,SdSBeC}$ y $\boldsymbol{\omega}_{t,SdSBeC}$ no es necesario ; considerando que $\boldsymbol{\omega}_{t,SdSBeC}$ es una variable aleatoria que se asocia con el estado que es no observable, no se corresponde con un vector de errores y por lo tanto no es necesario ni probar supuestos sobre ella, como tampoco contrastar la independencia con el vector de errores $\boldsymbol{\nu}_{t,SdSBeC}$ sobre el cual si se verifican supuestos.
2. El algoritmo del filtro de Kalman usa frecuentemente la descomposición de Cholesky para inicializar los valores de las matrices de covarianzas \mathbf{R}_{SdSBeC} y \mathbf{Q}_{SdSBeC} , definidas anteriormente, con el fin de garantizar que estas matrices sean semidefinidas positivas. Dada una matriz semidefinida positiva \mathbf{V} , su descomposición de Cholesky consiste en una matriz triangular superior \mathbf{C} con entradas positivas en su diagonal; tal que $\mathbf{V} = \mathbf{C}^t \mathbf{C}$. Para el caso univariado, esta es simplemente la raíz cuadrada positiva de un escalar v . En este trabajo, en particular, la estimación de la SdSBeC involucra dicha descomposición en la estimación de la matriz \mathbf{R}_{SdSBeC} (ver Cuadro 6).

3.5. Desestacionalización del Índice de Producción Industrial (IPI)

Al observar el comportamiento del Índice de Producción Industrial (IPI) se observa que éste presenta un comportamiento de tipo estacional, el cual fue removido, con el fin de modelar su tendencia a largo plazo, e incorporarlo al modelo VAR(1) mas ruido que se estima posteriormente para establecer la naturaleza de la interrelación entre los sectores bancario, real e industrial en Colombia. El componente estacional del IPI fue retirado a través del siguiente modelo:

$$IPI_t = T_{t,IPI} + S_{t,IPI} + \nu_{t,IPI} \quad (11)$$

$$T_{t,IPI} = \phi_{T_{IPI}} T_{t-1,IPI} + \omega_{t,T_{IPI}} \quad (12)$$

$$S_{t,IPI} + S_{t-1,IPI} + \cdots + S_{t-11,IPI} = \omega_{t,S_{IPI}} \quad (13)$$

Siendo, en las ecuaciones (12) y (13), $T_{t,IPI}$ el componente tendencial (o señal de largo plazo) y $S_{t,IPI}$ el componente estacional del IPI. El parámetro $\phi_{T_{IPI}}$ es interpretado como la tasa de crecimiento del Índice de Producción Industrial (IPI), el cual al ser una serie mensual, genera la posibilidad de que la estacionalidad sea modelada a través de variables dummies como en la ecuación (13).

El modelo de filtrado definido por las ecuaciones (11), (12) y (13) puede ser reescrito como un modelo dinámico lineal o de espacio de los estados, por medio de la siguiente representación matricial:

$$IPI_t = [a_T \quad \mathbf{A}_S] \begin{bmatrix} T_{t,IPI} \\ S_{t,IPI} \\ S_{t-1,IPI} \\ \vdots \\ S_{t-10,IPI} \end{bmatrix} + \nu_{t,IPI} \quad (14)$$

Con a_T y \mathbf{A}_S definidas más adelante (ver ecuación (??)). Los errores asociados a la ecuación de observación siguen una distribución normal de media cero y varianza r_{IPI} , es decir, $\nu_{t,IPI} \stackrel{iid}{\sim} N(0, r_{IPI})$.

$$\begin{bmatrix} T_{t,IPI} \\ S_{t,IPI} \\ S_{t-1,IPI} \\ \vdots \\ S_{t-10,IPI} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{T_{IPI}} & 0_{(1 \times 11)} \\ 0_{(11 \times 1)} & \Phi_S \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{t-1,IPI} \\ S_{t-1,IPI} \\ S_{t-2,IPI} \\ \vdots \\ S_{t-11,IPI} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_{t,T_{IPI}} \\ \omega_{t,S_{IPI}} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

Con $\phi_{T_{IPI}}$ un escalar, Φ_S definida como en (8) y con la matriz de covarianzas \mathbf{Q}_{IPI} para el vector gaussiano, $\omega_{t,IPI} \stackrel{iid}{\sim} N(0, \mathbf{Q}_{IPI})$, definida como en la ecuación (16).

$$\mathbf{Q}_{IPI} = \begin{bmatrix} q_{T_{IPI}} & 0_{(1 \times 11)} \\ 0_{(11 \times 1)} & \mathbf{Q}_{S_{IPI}} \end{bmatrix} \quad (16)$$

En donde $q_{T_{IPI}}$ es un escalar y la submatriz asociada al componente estacional igual a:

$$\mathbf{Q}_{S_{IPI}} = \begin{bmatrix} q_{S_{IPI}} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{(11 \times 11)}$$

Y en donde las submatrices asociadas con el modelo estructural planteado son definidas por $a_T = 1$, un escalar, y

$$\mathbf{A}_S = [1 \quad 0 \quad \cdots \quad 0]_{(1 \times 11)}$$

3.6. Análisis conjunto de las señales de los sectores bancario, real e industrial

Una vez identificada la evolución del sector bancario (SdSBeC) y desestacionalizado el IPI se integran estos dos indicadores, junto con el IMACO, dentro de un modelo DLM conocido como VAR(1) mas ruido (ver ecuaciones (17) a (20)). Con esto se busca estudiar la interrelación entre los diferentes sectores, representados tales indicadores, para finalmente realizar un análisis de impulso respuesta que evalúe la incidencia que tiene cada sector sobre los demás .

El enfoque en este trabajo que usa DLM a través del método de estimación EM (ver subsección 6.6 de la sección de apéndices) busca entre otras cosas evitar al máximo transformaciones en los

datos (Pole, West, y Harrison, 1994). Con este fin se realiza la menor transformación posible y útil para los datos (una diferenciación no estacional), para de esta forma realizar un análisis de las series en diferencias; considerando además como lo señalan Navalpotro, de Unamuno Hierro, y Ruiz (2003), que en niveles las series muestran las velocidades con que avanzan los sectores (analizados en diferencias estas series representan aceleraciones en las mismas). Sin embargo, es importante mencionar que existen otros métodos tradicionales como el estudio por series de tiempo SARIMA, como lo mostraron (Ansley y Kohn, 1985), que solucionan por ejemplo la remoción de raíces unitarias mediante relaciones de integración que transforman los datos para estimar el modelo y luego se devuelven para obtener resultados.

Finalmente se realiza un análisis de impulso respuesta que busca describir como un choque en cada variable desencadena movimientos en las otras, es decir como un choque en el sector bancario de producción o real acelera a los otros sectores. Adicionalmente, con el fin de modelar la evolución de las series en primeras diferencias se propone un modelo VAR(1) más ruido, en el marco de un modelo espacio-estado. El modelo propuesto en forma matricial es el siguiente:

$$\begin{bmatrix} x_{t,\nabla SdSBec_t} \\ x_{t,\nabla IMACO_t} \\ x_{t,\nabla T_t,IPI} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \phi_{13} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \phi_{23} \\ \phi_{31} & \phi_{32} & \phi_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{t-1,\nabla SdSBec_t} \\ x_{t-1,\nabla IMACO_t} \\ x_{t-1,\nabla T_t,IPI} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_{t,\nabla SdSBec_t} \\ \omega_{t,\nabla IMACO_t} \\ \omega_{t,\nabla T_t,IPI} \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\begin{bmatrix} \omega_{t,\nabla SdSBec_t} \\ \omega_{t,\nabla IMACO_t} \\ \omega_{t,\nabla T_t,IPI} \end{bmatrix} \stackrel{iid}{\sim} N \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{12} & q_{22} & q_{23} \\ q_{13} & q_{23} & q_{33} \end{bmatrix} \right) \quad (18)$$

$$\begin{bmatrix} \nabla SdSBec_t \\ \nabla IMACO_t \\ \nabla T_t,IPI \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{t,\nabla SdSBec_t} \\ x_{t,\nabla IMACO_t} \\ x_{t,\nabla T_t,IPI} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \nu_{t,\nabla SdSBec_t} \\ \nu_{t,\nabla IMACO_t} \\ \nu_{t,\nabla T_t,IPI} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\begin{bmatrix} \nu_{t,\nabla SdSBec_t} \\ \nu_{t,\nabla IMACO_t} \\ \nu_{t,\nabla T_t,IPI} \end{bmatrix} \stackrel{iid}{\sim} N \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} r_{11} & 0 & 0 \\ 0 & r_{22} & 0 \\ 0 & 0 & r_{33} \end{bmatrix} \right) \quad (20)$$

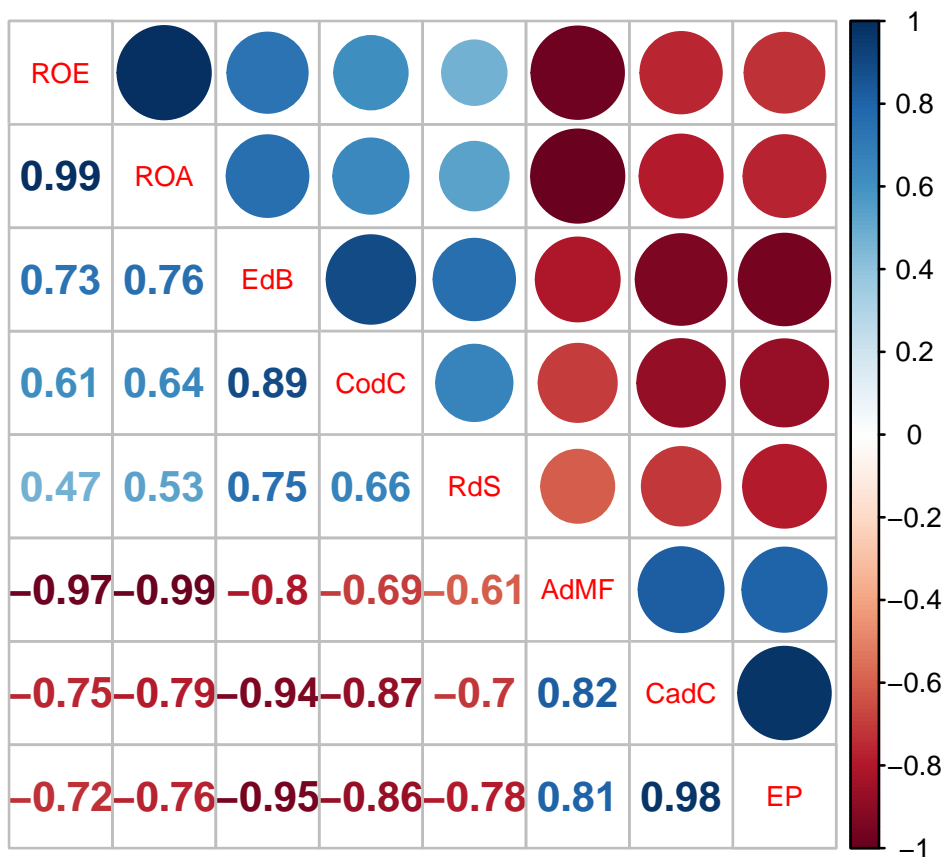
Los modelos VAR(p) tienen la agradable cualidad de ser anidados permitiendo realizar pruebas de hipótesis sobre los parámetros autorregresivos y solventando el problema de inducir parsimonia. Por tanto en este trabajo se implementa un modelo VAR (1) que modela satisfactoriamente con un único rezago las variables latentes (ver la estructura de autocorrelación de las series presentada en el apéndice 6.3). También se consideraron diagonales las matrices de covarianzas de los errores asociados en la ecuación de observación con el fin de: (i) evaluar las funciones de impulso y (ii) aislar tanto el efecto conjunto como el mezclado que se da por el método de Box y Jenkins.

4. Resultados

En esta sección se presentarán los resultados obtenidos del análisis de los datos recolectados, los cuales son relativos a los indicadores bancarios. La información recolectada para calcular los indicadores CAMEL se toma de la Superintendencia Financiera de Colombia, y va desde Diciembre

de 1996 hasta Diciembre de 2014. La disponibilidad de información limita entonces el análisis empírico al periodo señalado. A continuación se inicia con la exposición de algunas estadísticas descriptivas de los indicadores CAMEL. Luego, se muestra el indicador del sector bancario obtenido por medio del modelo espacio-estado de media común, explicado previamente en este documento. Posteriormente, se da a conocer el resultado obtenido después de filtrar el IPI, con el ánimo de remover la estacionalidad que exhibe esta serie. Finalmente, se presentan los resultados del modelo estructural multivariado.

Figura 7: Correlación los indicadores financieros considerados para el CAMEL



Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

Al considerar las correlaciones entre los indicadores CAMEL, (Figura 7), se encuentra que tanto el *rendimiento sobre los activos (ROA)* y *sobre los pasivos (ROE)* asociados al Capital (C), como la *calidad de la cartera (CadC)* y la *exposición patrimonial (EP)* vinculadas con los Activos (A), presentan las correlaciones más altas, por lo que fue necesario en cada caso excluir alguno de los

pares⁶. Con motivo de lo anterior se incluyeron dentro del análisis el *ROA*⁷ y la *CadC*⁸.

Una vez seleccionados los indicadores pertinentes para la estimación de la señal del sector bancario en Colombia, estos fueron transformados, de tal manera que fluctuaran en la misma dirección, ya que el hecho de que los indicadores se opongan unos a otros puede distorsionar la señal común estimada. Además, con el fin de que la escala de medición no afecte la estimación se estandarizan los indicadores CAMEL considerados por la mediana y la desviación mediana absoluta⁹ (*mad*), dado que estas dos medidas son robustas a la presencia de datos extremos¹⁰; por tanto, de ahora en adelante los indicadores considerados corresponderán a estos nuevos indicadores estandarizados. La media y la desviación estándar son sensibles a la presencia de atípicos, pero dado que el interés del modelo espacio-estado propuesto es producir un indicador que dé cuenta de la evolución de la actividad bancaria, es necesario precisamente captar esos datos extremos, pues estos suelen coincidir con los periodos de crisis.

En este sentido, una primera transformación consiste en definir los indicadores *absorción del margen financiero inverso (AdMFI)* y la *calidad de la cartera inversa (CadCI)*, como los inversos multiplicativos de los indicadores originales, mientras que la segunda transformación, al considerar que existen caídas fuertes asociadas al periodo de crisis de finales de los 90 (datos atípicos) consiste en estandarizarlos restando a cada uno su mediana y dividiendo por su desviación mediana absoluta (*mad*), para neutralizar el efecto distorsionador de escalas de medida disímiles.

Con respecto a los indicadores calculados, como se observa en el (Cuadro 1), se hace evidente que la *relación de solvencia (RdS)* presenta la trimedia¹¹ más alta, mientras que por el contrario la *AdMF* tiene para este estadístico de localización el valor más pequeño. Los indicadores con mayor rango son en su orden el *ROA*, la *RdS* y la *AdMF* lo cual denota la existencia de valores atípicos o extremos, los cuales están asociados precisamente con las crisis de 1997-1998 y 2008. En cuanto al coeficiente de asimetría, ver (Revelle, 2015), todos los indicadores a excepción de la *relación de solvencia (RdS)* son sesgados negativamente (se exhiben con mayor frecuencia valores altos que los bajos). Entre los más sesgados se destacan la *AdMF* y la *estructura de balance (EdB)*, aunque la *CadCI* presenta una distribución bastante simétrica (muy similar a una distribución normal). Finalmente en cuanto a la curtosis, el *ROA* se encuentra significativamente concentrado alrededor del valor medio (distribución leptocúrtica o apuntada), mientras que la *CadCI* presenta valores dispersos (distribución platicúrtica o aplanada).

⁶Armas (2015) procede de la misma manera para evitar la redundancia informativa de los indicadores con elevada correlación, considerando su capacidad para reflejar algún síntoma de tensión (stress) financiera que pudiera afectar el sector, optando por definir el menor número posible de indicadores por categoría.

⁷Seleccionado con el criterio de maximización de los bienes y propiedades del negocio ya que explica como la administración busca el mayor beneficio a través de los activos involucrados en el negocio

⁸La cartera de crédito es considerada como la principal fuente desestabilizadora para un banco. En razón a que comprende más del 60% del activo total, es el objeto principal del banco, y deterioros en la calidad de este activo, degeneran en menores ingresos por intereses, en casos de no pago y en pérdidas patrimoniales hasta una eventual insolvencia

⁹Es una medida de dispersión que corresponde a la mediana de las desviaciones absolutas respecto de la mediana

¹⁰Ver (Cuadro 4) de estadísticas descriptivas para los indicadores CAMEL propuestos mostrado en la sección de apéndices

¹¹Es una medida de tendencia central calculada como un promedio del primer y tercer cuartil más dos veces el segundo cuartil

Cuadro 1: Estadísticas descriptivas para los indicadores CAMEL transformados

	media	trimedia	s.e.	rango	asimetría	curtosis	e.e.
<i>EdB</i>	-0.345	-0.216	1.091	4.158	-0.897	-0.24	0.074
<i>CodC</i>	-0.33	-0.285	0.962	3.147	-0.429	-1.324	0.065
<i>RdS</i>	0.182	0.161	0.962	4.82	0.293	-0.331	0.065
<i>ROA</i>	-0.894	-0.352	2.461	14.403	-2.228	4.859	0.167
<i>AdMFI</i>	-0.628	-0.364	1.613	7.284	-1.356	0.959	0.11
<i>CadCI</i>	-0.1	-0.095	0.705	2.218	-0.089	-1.634	0.048

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

En relación a la evolución de los indicadores del sector bancario colombiano, se denotan valles en las series que corresponden con los periodos de desaceleración del sector para los años correspondientes en los cuales son registradas las caídas (ver Figuras 1 a 6). Cabe resaltar que, las funciones de autocorrelación simple y parcial mostradas bajo la evolución de cada indicador señalan una estructura de autocorrelación en los mismos, lo cual válida el abordar su análisis por medio de modelos de series de tiempo.

4.1. Estimación de la SdSBeC

Por medio del paquete `astsa` (Stoffer, 2014) del programa estadístico R (R Core Team, 2015) se llega a las siguientes estimaciones para la Señal del Sector Bancario en Colombia¹² (ver Figura 8), las cuales corroboran con base en los datos el buen ajuste del modelo propuesto y la estimación de la señal de la evolución del sector bancario basada en los datos disponibles.

Una vez se ha llegado a la estimación de los parámetros (vía el filtro de Kalman), se procede a realizar el suavizado del filtro, tomando como insumo los datos observados y las estimaciones obtenidas mediante éste. Finalmente como producto del mismo y del suavizado, se obtiene una estimación de un indicador sintético que describe de manera fiel la evolución del sector en Colombia, encontrándose que los puntos más bajos corresponden con las partes recesivas del ciclo y están asociados con los momentos de crisis para Colombia en el año 1998 y con la estadounidense presentada en el año 2008, la cual alcanzó a tener efectos sobre la economía nacional.

En el análisis realizado se observa el buen momento que viven actualmente los bancos en el país, producto de las políticas de provisiones contracíclicas y la regulación que ha logrado fortalecer este importante sector de la economía.

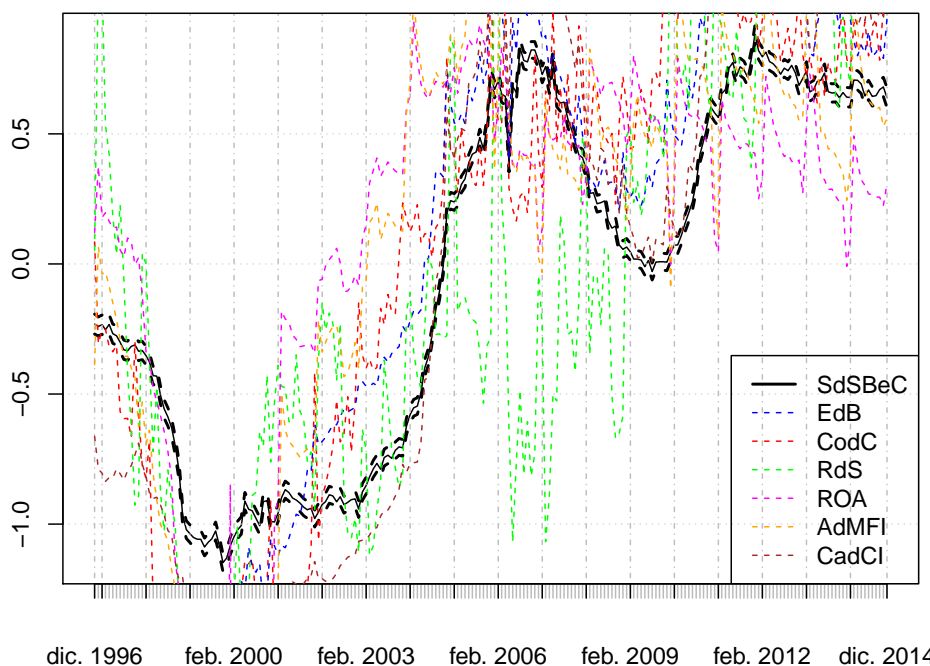
La trayectoria de la curva ilustrada en la (Figura 8), es el reflejo de la tendencia de los indicadores considerados para medir la salud financiera del sector bancario colombiano, particularmente para el periodo comprendido entre diciembre de 1996 y diciembre de 2014, la cual se encuentra influenciada de manera significativa por los indicadores de calidad de la cartera, el cubrimiento de la cartera, la absorción del margen financiero y la rentabilidad.

Como se había mencionado, en el periodo considerado se pueden diferenciar de manera evidente dos eventos de desmejora en la situación financiera del sector bancario. El primero, corresponde a la crisis financiera del sector a finales de la década de 1990, la cual estuvo marcada por una alta proporción de créditos con más de un año de vencimiento como proporción del volumen total de créditos (ver indicador de calidad de la cartera en Figura 5), que llegó a alcanzar un máximo de 17.1% en noviembre de 1999, con un nivel de protección bajo (indicador de cubrimiento de la

¹²Con miras a probar la robustez de los MDL para extraer señales, en particular la bancaria, se plantea una señal alternativa SdSBeC* (ver subsección 6.2 de la sección de apéndices)

cartera) de 32.8%. Es decir, que por cada \$1 de cartera vencida (con probabilidad de impago), el sector cubría esta pérdida potencial con solo \$0.33. Simultáneamente coexistía un alto grado de ineficiencia en el sector, toda vez que el indicador de absorción del margen financiero en periodos previos a la crisis era de 7.9% en diciembre de 1996, empezando desde ahí un incremento paulatino hasta llegar a un 182.5% en febrero de 2000 (punto que coincide con el valle en la Figura 4), evidenciando que por cada \$1 peso que obtenía el sector en su objeto de intermediación, consumía \$1.82 en gastos de operación. Tal situación, se explica por el elevado gasto en que incurrieron los bancos para la constitución de provisiones de cartera, los cuales igualaron el saldo de créditos irrecuperables. De igual forma, el proceder de castigar estos activos y excluirlos del balance con el propósito de sanear su situación financiera, también constituyó un aspecto importante para que esta irregularidad se diera.

Figura 8: Señal del Sector Bancario en Colombia (SdSBeC)



Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

El esfuerzo realizado en la operación de saneamiento de los balances se tradujo en resultados negativos y reducciones significativas del patrimonio con indicadores de rentabilidad negativos evidenciados por el valle en la (Figura 3) y estados de insolvencia de los establecimientos como se nota por los bajos niveles del indicador en la (Figura 2) entre 1998 y 2000, haciéndose necesario realizar operaciones de salvamento para los bancos viables y de fusión o liquidación definitiva de algunos de estos.

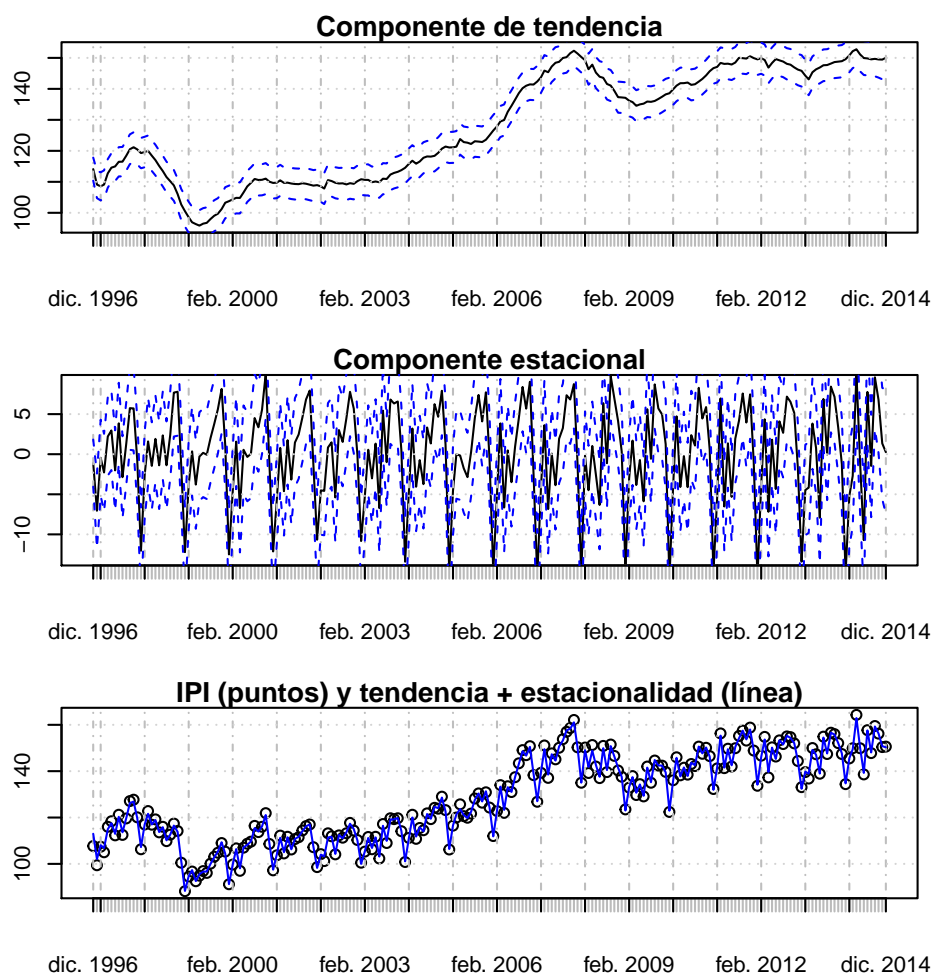
El segundo evento de desmejora para el sector se vincula a la situación acontecida entre 2008 y 2010, la cual se explica por el desaceleramiento en la actividad crediticia del sector bancario. Durante el año 2008 la cartera total del sector creció a una tasa anual promedio de 11.6%, ritmo que comparado con 2007 (23.5%) evidenciaba una desaceleración sostenida en la colocación de crédito;

para el 2009 el crecimiento anual promedio fue 5.7 %, tornándose incluso negativo en algunos meses de este año. Simultáneamente el saldo total de la cartera vencida crecía a un ritmo más acelerado (20.6 % anual promedio), haciendo que el indicador de calidad de cartera exhibiera niveles inferiores a los de años anteriores (ver Figura 5). Aun así la situación del sector bancario presentaba un panorama de mejor salud con respecto a la crisis de 1998, con un indicador de calidad de la cartera que se ubicó en 4.3% en junio de 2009 (muy inferior a 17.1 %, nivel que tomó en noviembre de 1999) y un indicador de cubrimiento de 119.4%. Bajo estas circunstancias se podía inferir que de presentarse un evento extremo de siniestro de la cartera vencida, el nivel de provisiones cubriría de manera excedentaria este riesgo, sin acudir a gastos inesperados que resultaran en reducciones de la utilidad y del patrimonio de los establecimientos. El indicador de absorción del margen financiero presentaba un nivel razonable (74.3 %), que no obstante al ser alto, no comprometía el margen de la operación de intermediación y por el contrario arrojaba un resultado final positivo (utilidades), con el mismo sentido para los indicadores de rentabilidad del sector.

4.2. Estimación de la señal del IPI

En el (Cuadro 5), se puede observar que el estimativo de ϕ es igual a 1.0005 lo que implica, salvo las caídas producto de las crisis de finales de los 90 y de 2008 (ver Figura 9), un crecimiento mensual de largo plazo en el IPI cercano al .05 %, lo que pone de manifiesto la pobre participación de la industria colombiana en los mercados internacionales, la cual se encontraba relegada a productos básicos y a manufacturas de bajo contenido tecnológico, dando cuenta de que el país no concreta progresos reales y significativos en aspectos estructurales de la transformación productiva. Colombia importa una gran cantidad de productos transformados y depende en gran medida del precio de las materias primas sus principales fuentes de ingreso por explotación y venta (Maldonado Atencio y cols., 2010).

Figura 9: Señal del sector de producción industrial



Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

En la Figura (9) se muestra la descomposición del Índice de Producción Industrial (IPI) en los componentes de tendencia y estacionalidad, gráficas superior y del medio, y además se muestra el buen ajuste que tiene la suma de estas dos componentes a la serie original como puede verse en el gráfico inferior. De otra parte la Figura (13) presenta los resultados sobre las pruebas de normalidad realizadas a los residuos que validan la desestacionalización del IPI.

4.3. Modelo VAR(1) mas ruido

Al observar las señales del IPI y del sector bancario (SdSBeC) se evidencia la presencia de raíces unitarias, debido a que los coeficientes dentro de sus respectivos modelos autorregresivos asociados son cercanas a uno, mientras que para el IMACO se realiza una prueba de raíz unitaria mediante la cual no se rechaza su existencia¹³. Las raíces unitarias encontradas fueron removidas, mediante la

¹³El test de Dickey Fuller, con la información contenida en los datos, no rechaza la hipótesis nula de raíz unitaria con un p-valor igual a 0.3297

diferenciación no estacional de orden uno. Las principales razones para utilizar esta diferenciación son: analizar efectos de aceleración en los diferentes sectores y en la medida de lo posible no alterar los datos iniciales de las series de tiempo.

A partir del modelo VAR(1) más ruido obtenido como resultado de la modelación de los indicadores de los sectores real, industrial y bancario en primeras diferencias se obtienen los siguientes eigenvalores para la matriz de coeficientes, de los cuales se colige la estabilidad del modelo, puesto que se ubican dentro del círculo unitario (Cuadro 2).

Cuadro 2: Módulos de los autovalores para la matriz de transición

Módulo del autovalor	
1	0.874
2	0.245
3	0.245

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

Para el modelo VAR(1) más ruido se obtienen los parámetros estimados reportados en el (Cuadro 3), los cuales dan cuenta de la interrelación entre las variables consideradas¹⁴. Es importante mencionar que no todos los parámetros resultan ser significativamente distintos de cero, dando lugar a canales de transmisión potencialmente interesantes.

Cuadro 3: Parámetros estimados para la matriz Φ en el modelo VAR(1) más ruido

SdBcC	Coeficiente	Desviación estándar	Estadístico t
ϕ_{11}	0.802	0.085	9.449
ϕ_{12}	0.342	0.281	1.219
ϕ_{13}	0.032	0.054	0.596
IMACO	Coeficiente	Desviación estándar	Estadístico t
ϕ_{21}	0.007	0.006	1.159
ϕ_{22}	-0.031	0.04	-0.78
ϕ_{23}	0.054	0.013	4.242
IPI	Coeficiente	Desviación estándar	Estadístico t
ϕ_{31}	0.586	0.22	2.666
ϕ_{32}	-1.289	0.531	-2.425
ϕ_{33}	0.519	0.1	5.195

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

En primer lugar se observa que el parámetro ϕ_{12} no es significativo, indicando que el IMACO no tiene incidencia sobre el índice sintético del sector bancario. Sin embargo, el parámetro ϕ_{21} tampoco

¹⁴Las estimaciones son robustas ante la presencia de datos faltantes, simplemente definiendo \mathbf{A}_t como una matriz de ceros en caso observaciones faltantes Shumway y Stoffer (2013).

es significativo, lo que llevaría a pensar que no hay relación entre el comportamiento de la banca (SdSBeC) y las fluctuaciones de la economía agregada (medida por el IMACO). No obstante, se obtiene que el parámetro ϕ_{31} es positivo y estadísticamente distinto de cero, por lo cual se puede concluir que el sector bancario tiene incidencia sobre el comportamiento de la producción industrial. Pero dado que ϕ_{13} no es estadísticamente distinto de cero, no se puede afirmar que el IPI ejerza una influencia sobre el sector bancario. Además, se encuentra que el parámetro ϕ_{23} también es positivo y significativo, lo que implica que el comportamiento de la producción industrial (IPI) incide sobre la evolución general de la economía (IMACO).

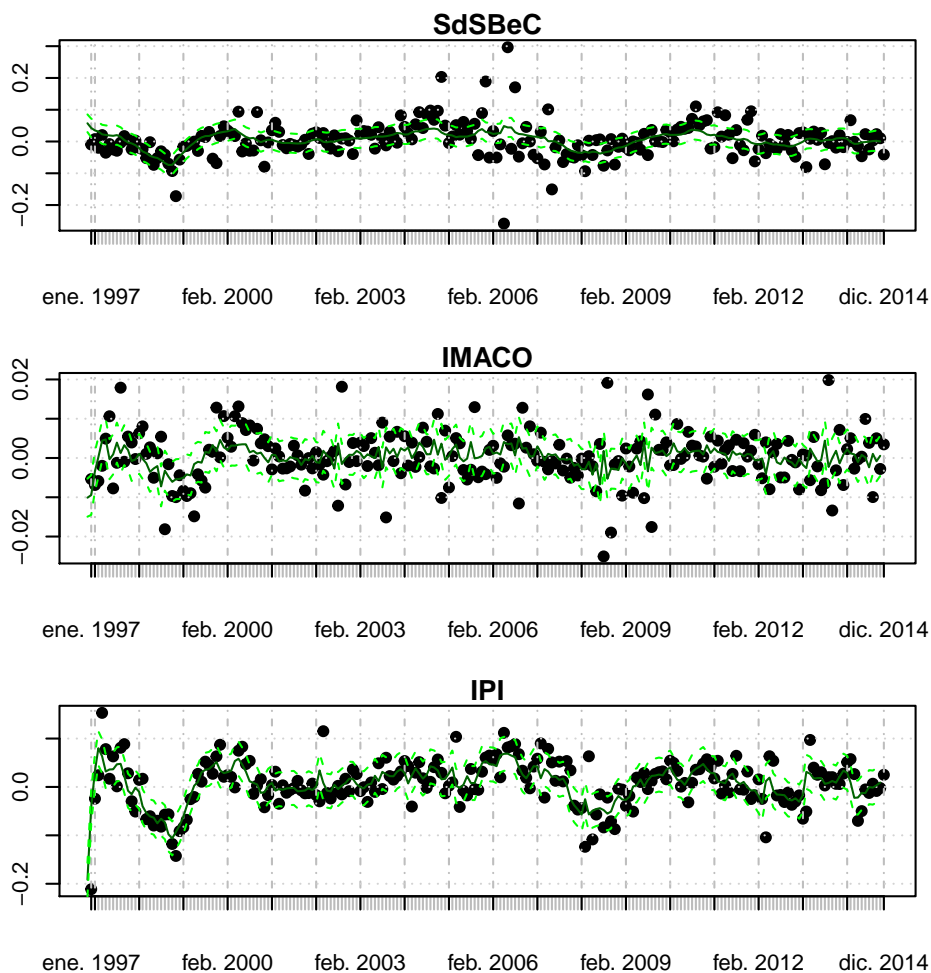
De lo anterior se desprende entonces que, apesar de que no existe una relación directa (ni de retroalimentación) entre el sector bancario ni el comportamiento general de la economía (pues los parámetros que relacionan la SdSBeC y el IMACO no son estadísticamente distintos de cero), el estado del sector bancario incide indirectamente sobre los movimientos generales de la economía, a través de su incidencia sobre el IPI. Puesto que no se tiene evidencia acerca de que el IPI cause a SdSBeC, se podría plantear entonces que los resultados arrojados por el modelo sugieren que el comportamiento del sector bancario es una causa probable de las fluctuaciones de la economía o, en otras palabras, que el sector bancario es el desencadenante probable de tales fluctuaciones. En este sentido, los resultados aquí obtenidos sugieren que las fluctuaciones en la actividad bancaria (medidas por SdSBeC) se transmiten primero a la producción industrial (dadas por el IPI), y desde la industria se transmiten luego al conjunto de la economía (IMACO).

Por tanto, los resultados obtenidos por el modelo VAR(1) aquí estimado permitirían plantear que una circunstancia crítica para que la recesión de 2008 originada en EEUU, no tuviera en Colombia la misma profundidad que en ese y en otros países (como aquellos de la Unión Europea), se debe a la relativa salud que mantuvo la actividad bancaria doméstica en ese periodo. Aunque la expansión de la actividad bancaria se detuvo (como lo muestra la evolución de SdSBeC en la Figura 7), no retrocede tanto como en la crisis de 1998, a la vez que se recupera con mayor prontitud.

Sorprende a primera vista, sin embargo, que el parámetro ϕ_{32} sea negativo y estadísticamente significativo, sugiriendo una relación negativa del IPI con respecto al rezago del IMACO. En este punto debe tenerse en cuenta lo siguiente: 1) dado que el modelo VAR(1) se estima con las variables diferenciadas, esto implica que el modelo VAR estimado está abordando ciclos de aceleración; 2) el ϕ_{32} muestra cómo reacciona contemporáneamente la primera diferencia del IPI ante la historia de la primera diferencia del IMACO¹⁵. Por lo tanto, este resultado puede interpretarse como indicativo de que aceleraciones pasadas del IMACO (es decir, aumentos en la tasa de crecimiento de la economía) se traducen en el presente en desaceleraciones de la producción industrial (esto es, el IPI se expande a un ritmo menor). Esta desaceleración de la industria en respuesta a expansiones pasadas de la actividad económica es consistente con la hipótesis de rendimientos decrecientes, de la cual se desprende que inversiones adicionales en la expansión de la capacidad productiva, arrojan incrementos relativos cada vez menores de la producción. En consecuencia, el signo negativo de ϕ_{32} puede interpretarse como un reflejo del mecanismo que evita que las expansiones de la economía tengan una duración indefinida. Si el IPI se desacelera ante expansiones pasadas de la actividad económica, dada la influencia del IPI sobre el IMACO, se desprende entonces que eventualmente la actividad económica agregada también deberá desacelerarse, para retornar a su senda de largo plazo.

¹⁵Al reemplazar iterativamente hacia atrás, se observa que la inclusión de un solo rezago de las series es suficiente para que sus realizaciones contemporáneas estén influenciadas por su historia previa.

Figura 10: Modelo dinámico lineal ajustado para las señales de los sectores diferenciadas



Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

La Figura (10) muestra las series diferenciadas como puntos, y los valores de sus señales estimadas como líneas sólidas y en líneas punteadas sus intervalos de confianza a ± 2 desviaciones estándar, esto da cuenta del buen ajuste, en general, del modelo a los datos salvo la presencia de algunos valores atípicos. Por otra parte, las pruebas sobre los residuales indican que se cumplen los supuestos de normalidad en los mismos como puede apreciarse en la Figura (14).

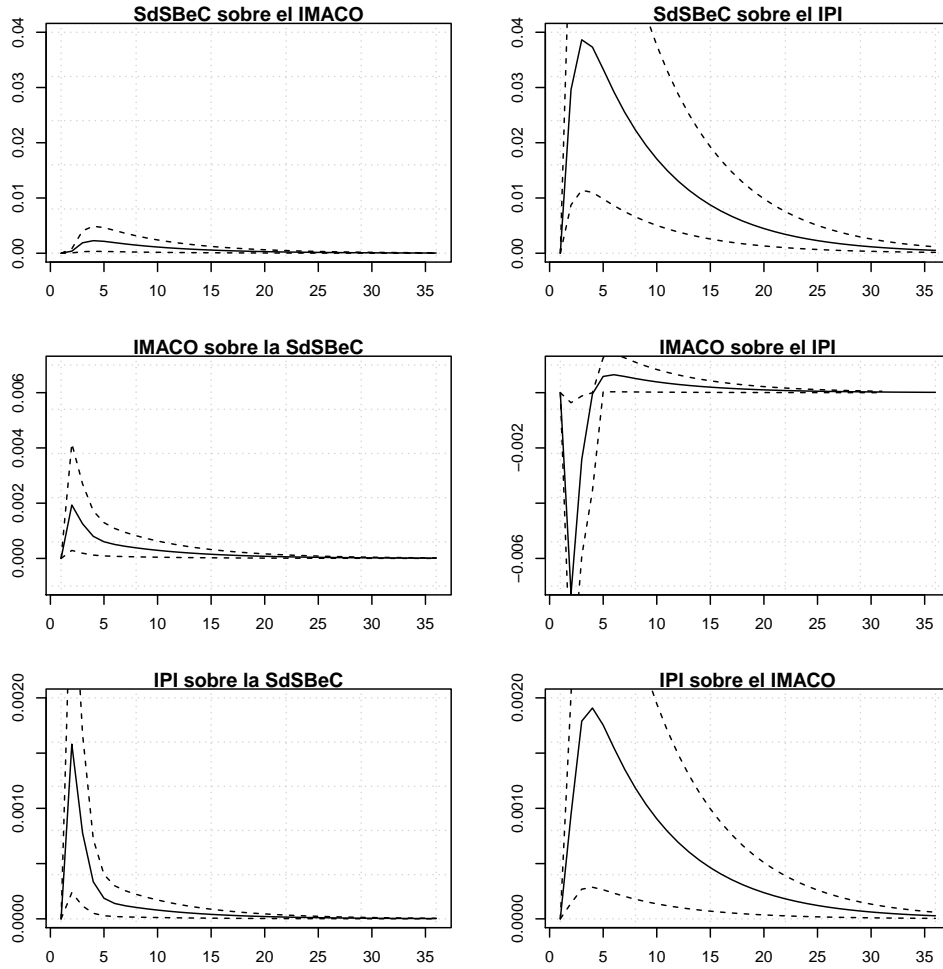
En la (Figura 11) se muestra un análisis de impulso respuesta con el fin de estudiar el impacto que tiene cada uno de los sectores estudiados sobre los demás, encontrando lo siguiente:

- En la primera fila de la (Figura 11), un choque positivo (ortogonal y de origen desconocido) sobre la primera diferencia del indicador del sector bancario tiene un efecto positivo o dinamizador (aunque pequeño) sobre la primera diferencia del IMACO y sobre la primera diferencia del IPI. El efecto positivo sobre el IPI ilustra un efecto acelerador en el corto plazo sobre la actividad industrial, mientras el impacto positivo sobre el IMACO refleja un efecto acelerador sobre la actividad económica agregada. En otras palabras, un incremento de la

actividad bancaria tiene un efecto positivo sobre el resto de la economía, lo cual se puede explicar por el papel que juega el crédito en la demanda agregada. Una expansión del crédito, y por tanto, de la actividad bancaria, se traduce eventualmente en incrementos del consumo, lo cual jalona la producción industrial, y en consecuencia estimula la inversión, llevando a una expansión generalizada de la actividad económica.

- La segunda fila muestra las funciones impulso respuesta que se derivan de un choque positivo sobre la primera diferencia del IMACO. Allí se observa que un choque positivo sobre la primera diferencia del IMACO tiene un efecto acelerador sobre la actividad bancaria. Además, el último gráfico de la segunda fila muestra que un choque positivo sobre la primera diferencia del IMACO impacta negativamente a la primera diferencia del IPI, manifestando que una aceleración en la expansión en la actividad económica agregada desencadena en el periodo subsiguiente (note que el IPI no responde en el rezago cero sino en los rezagos siguientes) una desaceleración en la tasa de expansión de la producción industrial.
- Finalmente, las funciones impulso-respuesta en la última fila del gráfico muestran los efectos de un choque positivo sobre la primera diferencia del IPI. Allí se observa claramente que una aceleración del IPI, es decir, una aceleración de la producción industrial, también tiene un efecto acelerador sobre la actividad del sector bancario. Esto podría tener explicación en la demanda por crédito de inversión, el cual es uno de los principales mecanismos de financiación de la expansión de la producción industrial. Además, el segundo gráfico de la última fila ilustra claramente el impacto positivo de un choque en la primera diferencia del IPI sobre la primera diferencia del IMACO: el efecto es positivo, puesto que una expansión de la producción industrial no solo contribuye a expandir el Producto Interno Bruto, sino también genera efectos de arrastre en la economía que jalonan otros sectores y otras magnitudes macroeconómicas, como el consumo intermedio y el ingreso.

Figura 11: Funciones de impulso respuesta



Modelo dinámico lineal ajustado para las señales de los sectores diferenciadas

5. Conclusiones

El objetivo fundamental de esta tesis era construir un indicador o señal mensual del sector bancario colombiano que reflejara el comportamiento de dicho sector; ya que, actualmente no existe un indicador que resuma la solidez financiera y gerencial de los bancos en Colombia. La motivación principal para la estimación de esta señal fue que a través de ésta se puedan identificar momentos en el sector bancario que puedan preceder futuras crisis o anticipar las caídas de la economía; pues, con base en este indicador se pueden generar pronósticos.

Así pues, el aporte principal de este trabajo consiste en la construcción de una señal agregando la información de los bancos en un solo balance mediante la suma de las cuentas correspondientes para cada versión del PUC y bancos existentes, para con ello construir indicadores financieros que reflejen el estado real del sector bancario.

Las conclusiones que se derivan de este trabajo de investigación son las siguientes:

1. Se discierne que un choque positivo sobre la primera diferencia del indicador del sector bancario, se asocia con una aceleración de la producción industrial.
2. Un choque positivo sobre la primera diferencia del IPI o una aceleración de la producción industrial se asocia a una aceleración del ritmo de expansión de la economía.
3. De acuerdo a los resultados arrojados por el modelo VAR(1) mas ruido, aunque la industria es un causante directo de las fluctuaciones de la actividad económica general (medida por el IMACO), dado que a su vez las fluctuaciones de IPI son generados por el sector bancario, este se puede interpretar como el causante indirecto de las fluctuaciones de la economía.

Finalmente quedaría a plantear cuales pueden ser las líneas futuras de investigación. Como continuación natural del trabajo desarrollado en esta tesis, una línea futura puede ser ajustar modelos dinámicos no lineales que puedan capturar la señal bancaria lo cual por su complejidad computacional y de software disponible no se realizó en esta primera aproximación al problema.

6. Apéndices

6.1. Tablas

Cuadro 4: Estadísticas descriptivas para los indicadores CAMEL originales

	media	mediana	trimedia	mad	mín	máx	asimetría	curtosis	e.e.
EDB	1.3	1.325	1.309	0.074	1.087	1.395	-0.897	-0.24	0.006
CodC	0.335	0.201	0.304	0.199	0.055	1.087	0.8	-0.512	0.018
RdS	0.013	0.02	0.017	0.008	-0.081	0.031	-2.228	4.859	0.001
ROA	0.114	0.167	0.151	0.074	-0.603	0.321	-2.014	3.509	0.012
AdMF	0.766	0.681	0.719	0.067	0.596	1.825	2.251	5.037	0.014
CadC	0.133	0.13	0.133	0.015	0.101	0.173	0.293	-0.331	0.001

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

Cuadro 5: Parámetros estimados para la desestacionalización del IPI

	Estimación	Desviación estándar	Estadístico t
$\phi_{T_{IPI}}$	1.001	0.002	608.825
$\sqrt{q_{T_{IPI}}}$	3.116	0.362	8.615
$\sqrt{q_{S_{IPI}}}$	1.705	0.285	5.991
$\sqrt{r_{IPI}}$	2.411	0.549	4.39

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

Cuadro 6: Parámetros estimados para la extracción de la SdSBeC

	Estimación	Desviación estándar	Estadístico t
$\phi_{T_{SdSBeC}}$	0.998	0.006	166.073
$\sqrt{q_{T_{SdSBeC}}}$	0.06	0.362	17.664
$\sqrt{q_{S_{SdSBeC}}}$	0.005	0.002	2.814
C_{11}	0.68	0.054	12.514
C_{12}	0.395	0.068	5.776
C_{13}	0.125	0.062	2.004
C_{14}	1.517	0.15	10.088
C_{15}	1.03	0.094	10.992
C_{16}	0.042	0.048	0.867
C_{22}	0.404	0.024	17.161
C_{23}	-0.197	0.054	-3.63
C_{24}	0.053	0.125	0.424
C_{25}	0.142	0.06	2.37
C_{26}	0.106	0.03	3.575
C_{33}	0.667	0.034	19.774
C_{34}	-0.404	0.122	-3.32
C_{35}	-0.129	0.059	-2.195
C_{36}	-0.033	0.009	-3.442
C_{44}	1.688	0.088	19.274
C_{45}	0.78	0.045	17.523
C_{46}	-0.011	0.01	-1.141
C_{55}	0.247	0.012	21.096
C_{56}	-0.013	0.006	-2.189
C_{66}	-0.001	0.017	-0.069

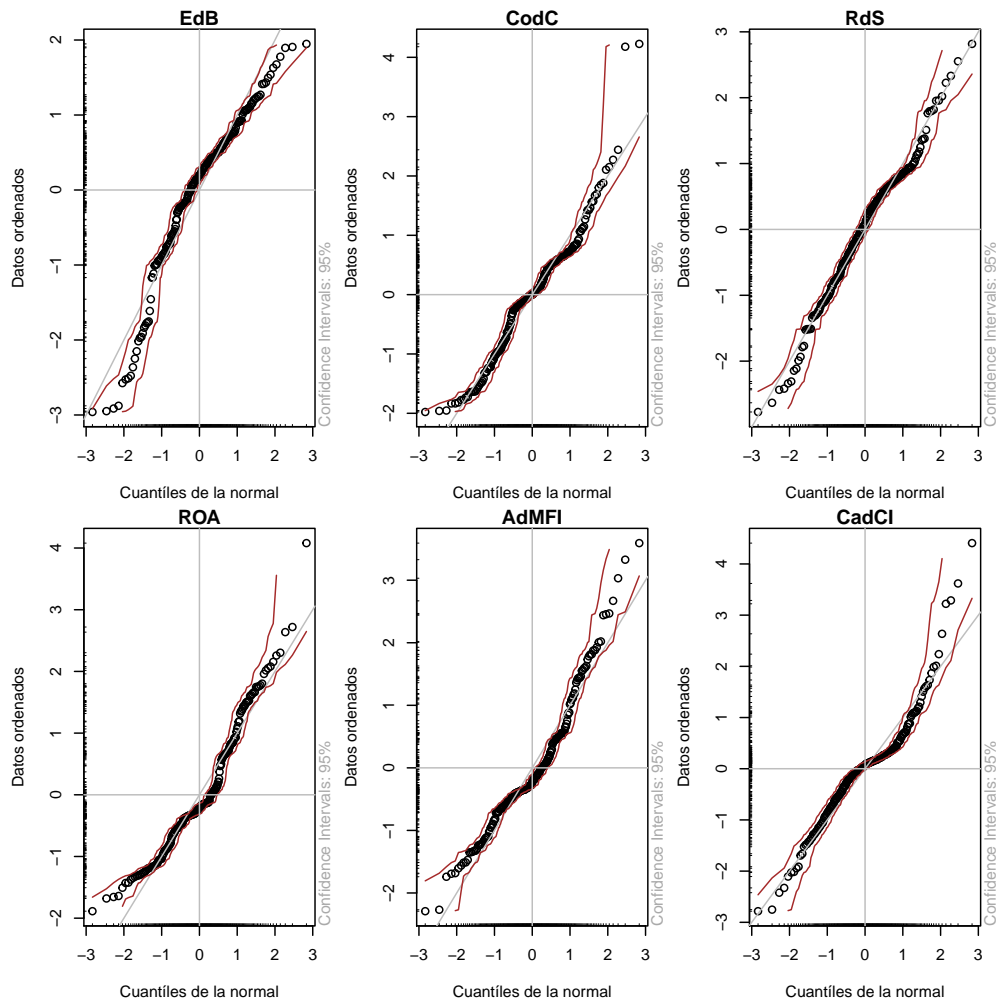
Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

Cuadro 7: Parámetros estimados para las varianzas del modelo VAR(1) mas ruido

	Estimación	Desviación estándar	Estadístico t
q_{11}	0.014	0.004	3.433
q_{12}	3e-04	2e-04	1.433
q_{13}	0.003	0.003	0.894
q_{22}	0.006	0.006	1.083
q_{23}	-0.005	0.004	-1.286
q_{33}	0.019	0.008	2.408
r_{11}	0.051	0.003	17.081
r_{22}	0.006	0.001	3.782
r_{33}	0.029	0.004	8.047

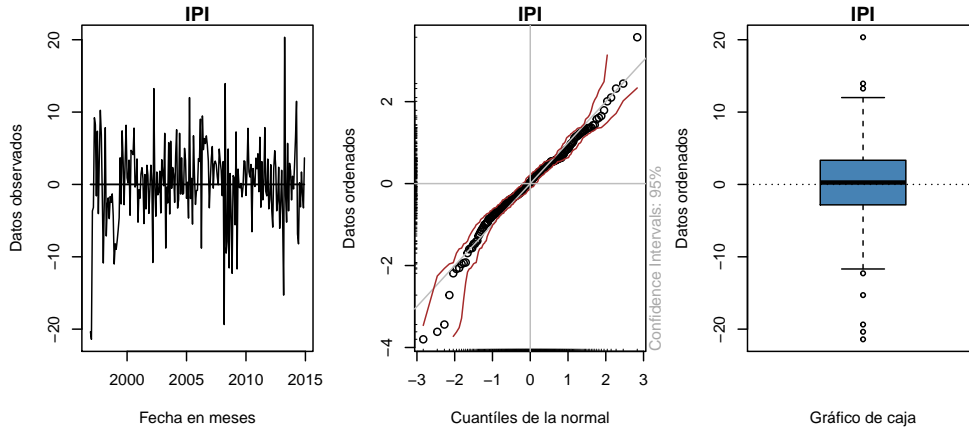
Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

Figura 12: Gráficos de normalidad para la extracción de la SdSBcC



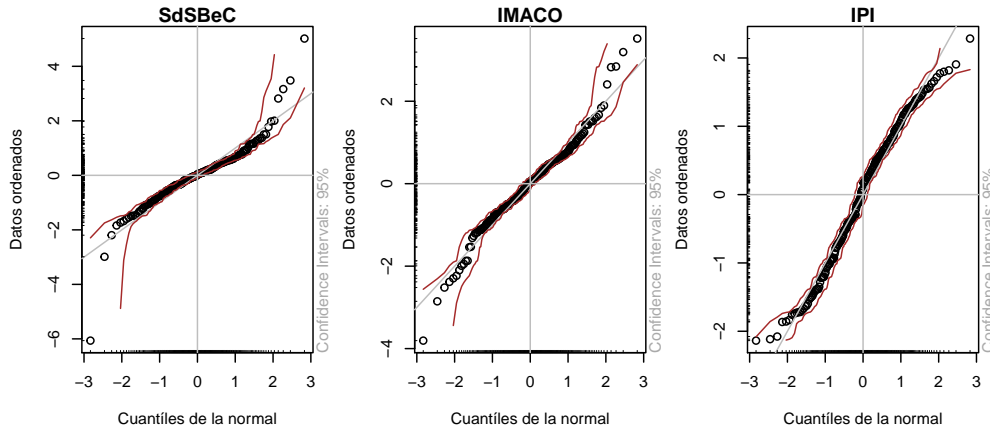
Gráficos de cuantiles para los residuales de la SdSBcC

Figura 13: Gráfico de normalidad para la extracción de la señal del IPI



Gráficos de cuantiles para los residuales de la señal del IPI

Figura 14: Gráficos de normalidad para el modelo VAR(1) mas ruido

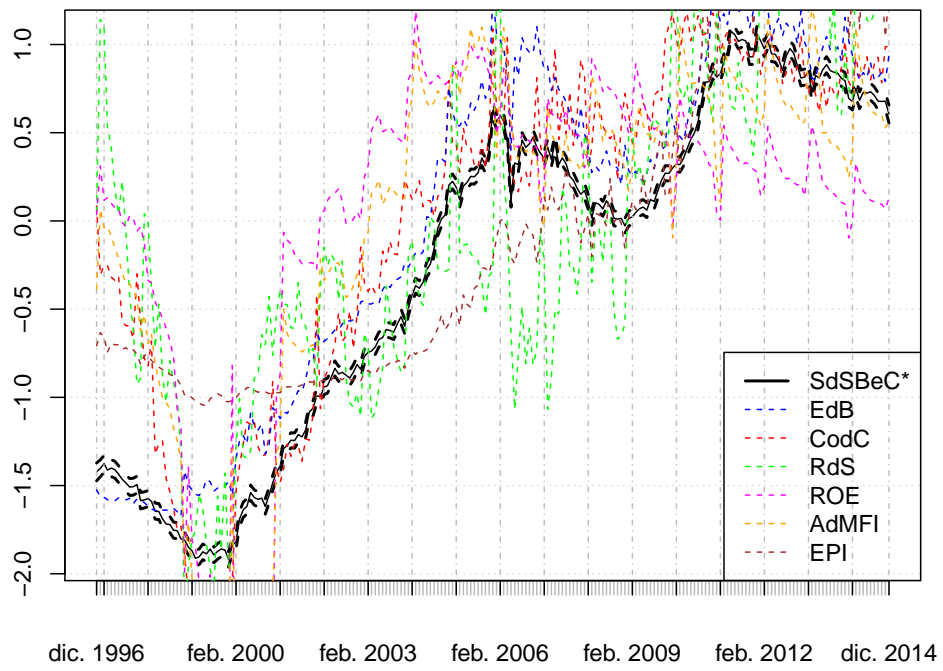


Gráficos de cuantiles para los residuales del modelo VAR(1) mas ruido

6.2. Modelo alternativo

Con respecto al modelo propuesto para la SdSBeC y con miras a realizar pruebas de robustez a dicha señal bancaria, se planteó un modelo alternativo que genera una señal similar notada SdSBeC* al introducir en ella los indicadores: rendimiento sobre el pasivo *ROE* y el inverso multiplicativo de la exposición patrimonial *EP* notado *EPI*, los cuales fueron excluidos (por su relevancia frente a los indicadores escogidos *ROA* y *CadCI*) de la SdSBeC; encontrándose resultados muy similares en cuanto a sus parámetros estimados, pruebas de residuales y que además esta señal alternativa también refleja la evolución del sector bancario colombiano tal como lo ilustra el siguiente gráfico.

Figura 15: Señal alternativa del Sector Bancario en Colombia (SdSBcC*)



Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, cálculos propios.

6.3. Fundamentos de los Modelos de Espacio de los Estados (MEE)

Los denominados modelos de espacio estado o modelos dinámicos lineales (MDL) se componen, en su formulación más simple, de dos ecuaciones entrelazadas; una ecuación de observación o medida (21) que representa la relación que existe entre las observaciones o el vector datos observados y la denominada ecuación del sistema o de transición (22) que describe, **mediante una ecuación de tipo markoviano de primer orden**, la forma en que el vector de componentes no observados evoluciona estocásticamente a lo largo del tiempo.

$$y_t = A_t x_t + \Upsilon u_t + \nu_t \quad (21)$$

$$x_t = \Phi_t x_{t-1} + \Gamma u_t + \omega_t \quad (22)$$

Para $t = 1, \dots, n$ y en donde $\nu_t \stackrel{iid}{\sim} N(0, R)$, $\omega_t \stackrel{iid}{\sim} N(0, Q)$, u_t es un vector de covariables que puede ser incluido o no en la especificación del modelo dentro de una u otra ecuación y A_t es una matrix denominada de estado o de transición.

La especificación del modelo de espacio estado depende de un conjunto de hiperparámetros $\Theta = \{\mu_0, \Sigma_0, \Phi, Q, R, \Upsilon, \Gamma\}$ desconocidos que deberán ser estimados. El modelo de espacio de los estados tiene dos supuestos básicos débiles que pueden ser abandonados:

1. En relación con el estado inicial del proceso, $x_0 \sim N(\mu_0, \Sigma_0)$ si se asume normalidad del estado inicial (ver ecuación (23)).
2. Las covarianzas $Cov(\nu_t, \omega_t)$, $Cov(\nu_t, x_0)$ y $Cov(x_0, \omega_t)$ son iguales a cero, es decir, los errores ν_t y ω_t no están correlacionados ni entre ellos ni con el estado inicial x_0 .

Existen dos aspectos propios de los modelos de espacio de los estados relevantes uno es la capacidad de producir estimaciones actualizadas para la señal del sistema, x_t , el vector de estados, y otro es que para un sistema lineal la representación no es única.

6.4. Estimación por máxima verosimilitud

Es posible ignorando una constante escribir la verosimilitud $L_Y(\Theta)$

$$-\ln L_Y(\Theta) = \frac{1}{2} \log |\Sigma(\Theta)| + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \epsilon(\Theta)' \Sigma(\Theta)^{-1} \epsilon(\Theta) \quad (23)$$

El procedimiento usual es fijar x_0 y entonces llevar a cabo un conjunto de recursiones sobre el logaritmo de la función de máxima verosimilitud y sus primeras dos derivadas, y entonces aplicar el algoritmo de Newton - Raphson sucesivamente para actualizar los valores estimados de los parámetros (Gupta y Mehra, 1974), hasta que el inverso aditivo del logaritmo de la función de máxima verosimilitud logre ser minimizado (Jones, 1980).

6.5. Algoritmo de Newton - Raphson

En la implementación del algoritmo de Newton - Raphson se deben seguir los siguientes pasos:

1. Elegir en primera instancia valores para los parámetros iniciales $\Theta^{(0)}$ a ser estimados.

2. Implementar el algoritmo del filtro de Kalman con los valores $\Theta^{(0)}$ iniciales para obtener tanto el conjunto de innovaciones $\{\epsilon_t^{(0)}; t = 1, \dots, n\}$ como el de las covarianzas del error asociadas $\{\Sigma_t^{(0)}; t = 1, \dots, n\}$
3. En una primera iteración llevar a cabo el procedimiento de Newton - Raphson con $-\ln L_Y(\Theta)$ como la función de criterio y así obtener un nuevo conjunto de estimaciones $\Theta^{(1)}$
4. A partir de la segunda iteración ($j = 2, \dots$) repita el paso 2. usando $\Theta^{(j)}$ en lugar de $\Theta^{(j-1)}$ para obtener nuevos conjuntos de valores para las innovaciones $\{\epsilon_t^{(j)}; t = 1, \dots, n\}$ y $\{\Sigma_t^{(j)}; t = 1, \dots, n\}$. Entonces repetir el paso 3. para obtener un nuevo estimativo de $\Theta^{(j+1)}$ y parar finalmente cuando las estimaciones o la verosimilitud se estabilicen; cuando los valores de $\Theta^{(j+1)}$ y $\Theta^{(j)}$, o los de $L_y(\Theta^{(j+1)})$ y $L_y(\Theta^{(j)})$ difieran por una cantidad predeterminada muy pequeña.

6.6. Algoritmo de Estimación y Maximización (EM)

Shumway y Stoffer (2013) presentan formalmente un procedimiento simple de estimación y maximización (EM) basado en la estimación por máxima verosimilitud a partir de información incompleta, Dempster, Laird, y Rubin (1977). El procedimiento consiste básicamente en que si es posible observar tanto $X_n = \{x_0, x_1, \dots, x_n\}$ como $Y_n = \{y_0, y_1, \dots, y_n\}$, entonces se puede considerar $\{X_n, Y_n\}$ como la información completa del proceso, y a partir de ella plantear la densidad conjunta como sigue:

$$f_n(X_n, Y_n) = f_{\mu_0, \Sigma_0}(x_0) \prod_{t=1}^n f_{\Phi, Q}(x_t | x_{t-1}) \prod_{t=1}^n f_R(y_t | x_t)$$

Bajo el supuesto de Gaussianidad e ignorando constantes, la verosimilitud completa de (23), puede ser escrita de la siguiente manera.

$$\begin{aligned} -2\ln L_{Y,X}(\Theta) &= \ln |\Sigma_0| + (x_0 - \mu_0)' \Sigma_0^{-1} (x_0 - \mu_0) \\ &+ n \ln |Q| + \sum_{t=1}^n (x_t - \Phi x_{t-1})' Q^{-1} (x_t - \Phi x_{t-1}) \\ &+ n \ln |R| + \sum_{t=1}^n (y_t - A_t x_t)' R^{-1} (y_t - A_t x_t) \end{aligned}$$

El algoritmo EM proporciona un método iterativo para encontrar los estimadores por máxima verosimilitud de Θ , para implementarlo es posible escribir la iteración j como:

$$Q(\Theta | \Theta^{(j-1)}) = E \left\{ -2\ln L_{Y,X}(\Theta) | Y_n, \Theta^{(j-1)} \right\}$$

Por medio del suavizado del filtro, y dados los valores actuales para $\Theta^{(j-1)}$ se llega a:

$$\begin{aligned}
Q \left(\Theta \mid \Theta^{(j-1)} \right) &= \ln |\Sigma_0| + \text{tr} \left\{ \Sigma_0^{-1} + (x_0^n - \mu_0) (x_0^n - \mu_0)' \right\} \\
&+ n \ln |Q| + \text{tr} \left\{ Q^{-1} \left[S_{11} - S_{10} \Phi' - \Phi S_{10}' + \Phi S_{00} \Phi' \right] \right\} \\
&+ n \ln |R| + \text{tr} \left\{ R^{-1} \left[(y_t - A_t x_t^n) (y_t - A_t x_t^n)' + A_t P_t^n A_t' \right] \right\}
\end{aligned} \tag{24}$$

En donde

$$S_{11} = \sum_{t=1}^n \left(x_t^n x_t^{n'} + P_t^n \right)$$

$$S_{10} = \sum_{t=1}^n \left(x_t^n x_{t-1}^{n'} + P_{t,t-1}^n \right)$$

$$S_{00} = \sum_{t=1}^n \left(x_{t-1}^n x_{t-1}^{n'} + P_{t-1}^n \right)$$

Minimizando (24) con respecto a los parámetros en la iteración j , constituye el paso de maximización, y análogamente como en la aproximación usual de la regresión multivariada, la cual mantiene las estimaciones actualizadas

$$\Phi^j = S_{10} S_{00}^{-1}$$

$$Q^j = n^{-1} \left(S_{11} - S_{10} S_{00}^{-1} S_{10}' \right)$$

$$R^j = n^{-1} \left[(y_t - A_t x_t^n) (y_t - A_t x_t^n)' - A_t P_t^n A_t' \right]$$

Las actualizaciones para las marices de media y varianzas son las siguientes:

$$\mu_0^j = x_0^n$$

$$\Sigma_0^j = P_0^n$$

Obtenidas a partir de la minimización de (24). Todo el algoritmo puede ser visto como una alternativa entre los estimadores de máxima verosimilitud de la teoría normal multivariada y las recursiones del suavizado y filtro de Kalman. Algunos resultados de convergencia bajo ciertas condiciones son dados en (Wu, 1983). El procedimiento iterativo puede resumirse como sigue:

1. Inicializar el procedimiento, en $j = 0$, mediante la elección de los valores iniciales para los parámetros $\Theta^0 = \{\mu_0, \Sigma_0, \Phi, Q, R\}$.
2. Calcular la verosimilitud con información incompleta, $-2\ln L_{Y,X}(\Theta^{(j-1)})$.
3. llevar a cabo el paso de estimación E por medio del suavizado y filtrado de Kalman, para obtener x_t^n , P_t^n y $P_{t,t-1}^n$, para $t = 1, \dots, n$, usando los parámetros $\Theta^{(j-1)}$. Usar los valores del suavizado para obtener S_{11} , S_{10} y S_{00} .
4. Llevar a cabo el paso de maximización M, actualizando las estimaciones μ_0 , Σ_0 , Φ , Q y R , para obtener $\Theta^{(j)}$.
5. Repetir los pasos del 2. al 4. hasta la convergencia.

Un análisis más detallado al respecto es presentado por [Hannan y Deistler \(1988\)](#). Para el procedimiento de Newton - Raphson la matriz Hessiana en el tiempo de convergencia puede ser usada como un estimativo de, $n\mathcal{I}(\Theta_0)$ para obtener estimaciones de los errores estándar, en el caso del algoritmo EM no se calculadas derivadas, en su lugar es posible llevar a cabo una evaluación del tipo numérico de la matriz Hessiana dentro del lapso de tiempo en que se da la convergencia en los parámetros y de esta manera se obtienen errores estándar estimados.

Referencias

- Aguirre Ariza, L. E., y Castañeda Rueda, D. (2010). Análisis de pronósticos de precios mediante series temporales aplicados al caso de la bolsa de valores colombiana.
- Ansley, C. F., y Kohn, R. (1985). Estimation, filtering, and smoothing in state space models with incompletely specified initial conditions. *The Annals of Statistics*, 1286–1316.
- Arango, J. P., Arias, M., Gómez, E., Salamanca, D., y Vásquez, D. (2005). Estimación de los requerimientos de capital por riesgo de mercado. *Reporte de Estabilidad Financiera*, 88–99.
- Arango, M. (2006). *Evolución y crisis del sistema financiero colombiano*. CEPAL.
- Armas, A. (2015). *Reporte de estabilidad financiera* (Inf. Téc.). Banco Central de Reserva del Perú.
- Bazdresch Parada, C., Buira, A., Calvo, G., Elizondo Almaguer, E., Esquivel Hernández, G., Fernández, E., ... others (2010). Análisis comparado sobre la crisis y los rescates financieros de México (1995) y los Estados Unidos (2008). *El Trimestre Económico*, 77(308), 773–828.
- Bijleveld, F., Commandeur, J., Gould, P., y Koopman, S. J. (2008). Model-based measurement of latent risk in time series with applications. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 171(1), 265–277.
- Cerón Carbonell, Y., Hoyos Hoyos, M., y cols. (2010). Análisis de la competitividad del sector bancario de la ciudad de Cali.
- Committee, B., y cols. (1988). International convergence of capital measurement and capital standards. *paper issued by the Basel Committee on Banking Supervision (BCBS), Basel, Switzerland*.
- Cristiano, D. J., Hernández, M. D., Pulido, J. D., y cols. (2012). *Pronósticos de corto plazo en tiempo real para la actividad económica colombiana* (Inf. Téc.). Banco de la República.
- Dang, U., y cols. (2011). The camel rating system in banking supervision. a case study.
- Dempster, A. P., Laird, N. M., y Rubin, D. B. (1977). Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the royal statistical society. Series B (methodological)*, 1–38.
- Espinell, J. A. S., y Giraldo, L. A. C. (2009). Evolución del sistema financiero colombiano durante el período 1980-2007. *Revista Facultad de Ciencias Económicas: Investigación y Reflexión*, 17(1), 25–56.
- Furlanetto, F., Ravazzolo, F., y Sarferaz, S. (2014). Identification of financial factors in economic fluctuations.
- Giraldo, A. (2007). *Aversión a la inflación y regla de Taylor en Colombia 1994-2005* (Inf. Téc.). Universidad Javeriana-Bogotá.
- Gómez Restrepo, J., y cols. (2013). Implementación de un filtro de Kalman para la estimación del dinero lavado a través de remesas familiares en Colombia.
- Gupta, N. K., y Mehra, R. K. (1974). Computational aspects of maximum likelihood estimation and reduction in sensitivity function calculations. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 19(6), 774–783.
- Gutiérrez, J., y Saade, A. (2009). Ciclos del riesgo de crédito. *Reporte de Estabilidad Financiera*.
- Hagemann, H. (2001). Wicksell's "new theory of crises": an introduction. *Structural change and economic dynamics*, 12(3), 331–334.
- Hannan, E. J., y Deistler, M. (1988). *The statistical theory of linear systems* (Vol. 70). SIAM.
- Hilbers, P., Krueger, R., y Moretti, M. (2000). Nuevas herramientas para evaluar la solidez de los sistemas financieros: los indicadores macroprudenciales que se definen en sentido amplio como indicadores de la solidez y estabilidad del sistema financiero pueden ayudar a los países a evaluar la vulnerabilidad de su sistema bancario ante las crisis... *Finanzas y desarrollo*:

- publicación trimestral del Fondo Monetario Internacional y del Banco Mundial*, 37(3), 52–55.
- Hirtle, B., y Lopez, J. A. (1999). Supervisory information and the frequency of bank examinations. *Economic Policy Review*, 5(1).
- Jaramillo, A. G., Alzate, S. T., y cols. (2010). *Expectativas de inflación en colombia* (Inf. Téc.). Universidad Javeriana-Bogotá.
- Jones, R. H. (1980). Maximum likelihood fitting of ARMA models to time series with missing observations. *Technometrics*, 22(3), 389–395.
- Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Fluids Engineering*, 82(1), 35–45.
- Kalman, R. E., y Bucy, R. S. (1961). New results in linear filtering and prediction theory. *Journal of Fluids Engineering*, 83(1), 95–108.
- Kamil, H., David Pulido, J., y Luis Torres, J. (2010). El “imaco”: un índice mensual líder de la actividad económica en colombia. *Monetaria*, 33(4), 493.
- Koopman, S. J., y Lucas, A. (2005). Business and default cycles for credit risk. *Journal of Applied Econometrics*, 20(2), 311–323.
- Maldonado Atencio, A. A., y cols. (2010). *La evolución del crecimiento industrial y transformación productiva en colombia 1970-2005: Patrones y determinantes*. (Tesis Doctoral no publicada). Universidad Nacional de Colombia.
- Miranda, F. C., Laverde, M. G., y Moncada, E. V. M. (2012). Estimación de la relación entre el nivel de precios y la tasa de cambio para colombia (1991-2006), mediante el filtro de kalman. *Semestre Económico*, 15(31), 99–126.
- Misas, M., Arango, C., y López, E. (2005). Economía subterránea en colombia 1976-2003: Una medición a partir de la demanda de efectivo. *Borradores de Economía*(335).
- Mogollón, W. M., y Cortina, R. E. (2011). Actualización de la estimación de la nairu en colombia. *Revista de Ciencias Sociales*, 17(2).
- Navalpotro, J. S., de Unamuno Hierro, J., y Ruiz, J. I. C. (2003). *Teorías y modelos macroeconómicos*. Esic Editorial.
- Oppe, S. (1989). Macroscopic models for traffic and traffic safety. *Accident Analysis & Prevention*, 21(3), 225–232.
- Perdomo, J. P. Z., Serna, A. L. C., González, J. E. G., y cols. (2012). *Lecciones de las crisis financieras recientes para el diseño e implementación de las políticas monetaria y financiera en colombia* (Inf. Téc.). Banco de la República.
- Perea E., J. (2015). *Efectos de la política de estabilización sobre el ciclo financiero colombiano: 1990 a 2013* (Tesis Doctoral no publicada).
- Petris, G., Petrone, S., y Campagnoli, P. (2009). *Dynamic linear models with R*. Springer Science & Business Media.
- Pineda, F., Piñeros, H., y cols. (2009). El indicador financiero único como mecanismo de alerta temprana: una nueva versión. *Reporte de Estabilidad Financiera, Bogotá, Banco de la República de Colombia*.
- Pole, A., West, M., y Harrison, J. (1994). *Applied bayesian forecasting and time series analysis*. CRC Press.
- R Core Team. (2015). R: A language and environment for statistical computing [Manual de software informático]. Vienna, Austria. Descargado de <https://www.R-project.org/>
- Revelle, W. (2015). psych: Procedures for psychological, psychometric, and personality research [Manual de software informático]. Evanston, Illinois. Descargado de <http://CRAN.R-project.org/package=psych> (R package version 1.5.8)

- Rodríguez, F. A., Maldonado, C. G., y Velandia, J. L. (2014). Las entidades financieras a lo largo del ciclo de negocios: ¿está el ciclo financiero sincronizado con el ciclo de negocios? *Ensayos sobre Política Económica*, 32(75), 28–40.
- Sánchez, A. M. G. (2011). Análisis de la interdependencia de los ciclos económicos del Cauca y el suroccidente colombiano: una aproximación econométrica desde los filtros de Kalman y Hodrick-Prescott. *Estudios Gerenciales*, 27(121), 115–141.
- Santamaria, M., Galeano, G. P., Diaz, G. H., y Delgadillo, N. R. (2013). *Crecimiento económico y desempleo: Retos a largo plazo* (Inf. Téc.). Departamento Nacional de Planeación.
- Shumway, R. H., y Stoffer, D. S. (2013). *Time series analysis and its applications*. Springer Science & Business Media.
- Stoffer, D. (2014). *astsa: Applied statistical time series analysis* [Manual de software informático]. Descargado de <http://CRAN.R-project.org/package=astsa> (R package version 1.3)
- Tamayo, J. A., y cols. (2008). La tasa natural de desempleo en Colombia y sus determinantes. *Borradores de Economía*, 491, 1–31.
- Wu, C. J. (1983). On the convergence properties of the EM algorithm. *The Annals of Statistics*, 95–103.