



REPORTE DE ESTABILIDAD FINANCIERA

Marzo de 2012

Un mapa de riesgo de crédito para
el sistema financiero Colombiano

Laura Capera
Wilmar Cabrera
Miguel Morales
Dairo Estrada

Un Mapa de Riesgo de Crédito para el Sistema Financiero Colombiano*

Laura Capera*

Wilmar Cabrera**

Miguel Morales***

Dairo Estrada****

Resumen

El mapa de riesgo es una herramienta usual en la literatura de riesgo operacional que ha sido empleada recientemente en el análisis del riesgo de crédito en el sector financiero. En línea con estos desarrollos, el presente documento propone un mapa en el que se cuantifica la probabilidad de deterioro y el daño potencial asociado a la ocurrencia de choques macroeconómicos adversos sobre la probabilidad de incumplimiento de los principales sectores económicos (hogares y empresas). La metodología utiliza como medida de daño potencial la distancia horizontal entre la distribución de pérdidas que se construye a partir de los pronósticos de las variables macroeconómicas en un escenario base, y la distribución bajo un escenario macroeconómico adverso; estas distribuciones son obtenidas a través de un modelo de regresión por cuantiles. Finalmente se obtiene una representación gráfica que permite hacer un seguimiento de la vulnerabilidad del sistema financiero ante distintos choques. Los resultados indican que un incremento de la tasa de interés generaría el mayor deterioro del indicador de mora, aunque la probabilidad de un aumento drástico es baja. A su vez, un crecimiento significativo del desempleo en el caso de los hogares o una reducción de los ingresos por ventas en el caso de las empresas, son los eventos con mayor probabilidad de ocurrencia.

Clasificación JEL: C1

Palabras clave: Riesgo de crédito, sistema financiero, pruebas de estrés, regresión cuantílica.

Abstract

A risk map is often employed as a tool in operational risk management and has been used recently to monitor and analyze credit risk in financial systems. In line with current literature on the subject, this document proposes a risk map that quantifies the default probability and the potential damage associated with adverse macroeconomic shocks on important economic sectors as households and enterprises. We use quantile regression to estimate forecast distributions conditional to stress scenarios in order to quantify the potential damage of such adverse macroeconomic shocks. The results are summarized in a graphic representation which allows us to identify the financial system vulnerabilities. The map indicates that an adverse shock over the interest rate would generate the major increase of the risk indicator. At the same time, an increase in unemployment and a reduction in sales income are the most probable events.

JEL classification: C1

Keywords: credit risk, financial system, risk map, stress testing, quantile regression, .

*Las opiniones contenidas en este documento son exclusivas de los autores y no comprometen al Banco de la República ni a su Junta directiva. Los autores son responsables de los errores que persistan.

*Profesional, Departamento de Estabilidad Financiera. E-mail: lcapero@banrep.gov.co

**Profesional, Departamento de Estabilidad Financiera. E-mail: wcabrero@banrep.gov.co

***Profesional especializado, Departamento de Estabilidad Financiera. E-mail: mmoralmo@banrep.gov.co

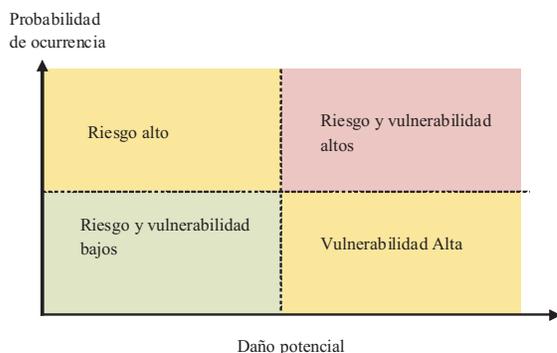
****Director, Departamento de Estabilidad Financiera. E-mail: destrada@banrep.gov.co

1. Introducción

Una de las herramientas más utilizadas para la identificación de situaciones de riesgo y vulnerabilidades de un sistema, es el mapa de riesgo, que tiene como principal ventaja la capacidad de expresar de manera gráfica dos dimensiones de gran importancia en la administración de contingencias: la probabilidad de ocurrencia asociada a un evento y su daño potencial.

El seguimiento de los mapas de riesgo en el tiempo permite identificar las situaciones de riesgo más probables y sus efectos sobre el sistema. En el Gráfico 1 se presenta un esquema general de esta herramienta; en el eje vertical se encuentra una medida de probabilidad de ocurrencia, y en el eje horizontal se coloca una medida de pérdidas del sistema analizado. Con base en los valores obtenidos para las medidas descritas anteriormente, es posible identificar los eventos que representan el mayor riesgo para el sistema.

GRÁFICO 1: Esquema general del mapa de riesgo



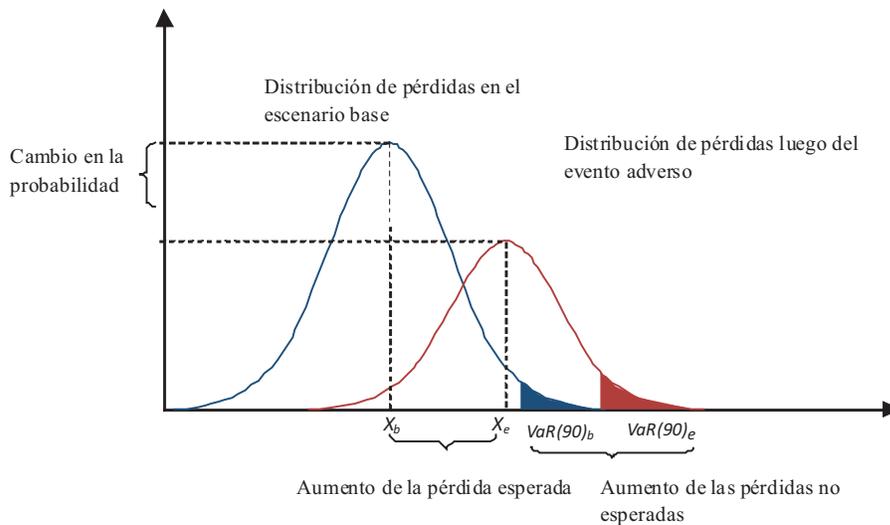
Esta metodología ha sido utilizada por algunos entes reguladores para monitorear los diferentes riesgos a los que se enfrenta el sistema financiero. En algunos de estos mapas se utiliza información *a priori* (un ejemplo es el juicio de valor que hacen agentes especializados en el tema de análisis) para encontrar la probabilidad de ocurrencia o el daño potencial asociado a un escenario desfavorable en un sector (Autorité des Marchés Financiers (2011)). En otras aproximaciones se utiliza información cualitativa obtenida a través de encuestas a entidades relacionadas con la generación y manejo de las situaciones de riesgo relevantes, con el objetivo de establecer la vulnerabilidad relativa de cada entidad respecto a las demás (Autoridad Federal de Supervisión Financiera -Alemania (2010)). Estos enfoques tienen la ventaja de considerar fuentes no convencionales en el análisis e incluyen información que puede ser útil a la hora de identificar situaciones de estrés que no tengan un precedente histórico. Sin embargo, la carencia de una medida cuantitativa asociada al daño potencial o a la probabilidad de ocurrencia, dificulta la interpretación de los resultados y restringe el uso del mapa de riesgo como una herramienta de identificación preventiva de situaciones de riesgo.

La estimación de la probabilidad de ocurrencia de un choque macroeconómico y su daño potencial asociado no es una tarea fácil, en vista de que las actividades que mantienen las entidades que conforman el sistema financiero con los agentes del mercado son de distinto carácter y pueden ser simultáneas. De la misma forma, la aparición de nuevas contingencias y cambios estructurales introducen un mayor grado de complejidad.

Dado lo anterior, el presente documento se enfoca en el desarrollo de un mapa para el riesgo de crédito. Esta elección se sustenta en estudios como los de Inaba et al. (2005) y Chang et al. (2007), quienes plantean que el riesgo de crédito es la principal fuente de crisis bancarias, así como en la alta concentración que presentan las entidades en actividades de intermediación crediticia. En Colombia la cartera productiva representó en diciembre de 2011 el 76,7% de los activos productivos del sistema. De esta forma, se propone un mapa en el que se analiza el riesgo de crédito de las carteras destinadas a hogares y a empresas, siendo estos agentes quienes adeudan la mayor parte de los créditos otorgados por el sistema financiero.

El enfoque utilizado en la literatura para estimar el mapa de riesgo se basa en la generación de la distribución de la probabilidad de incumplimiento de los créditos, condicional a una senda de algunas variables macroeconómicas de interés para un horizonte dado. Como se aprecia en el Gráfico 2, a partir de estas distribuciones pueden construirse diferentes medidas para expresar el daño potencial sobre el riesgo de crédito, asociado a un evento adverso. Por ejemplo, la diferencia entre los valores que toma el indicador de riesgo en la media de las distribuciones representa el cambio en la pérdida esperada de cada cartera, mientras que la diferencia en el valor en riesgo (*value at risk* -VaR- por sus siglas en inglés) calculado para algún cuantil extremo, representa el cambio en las pérdidas no esperadas de la distribución.

GRÁFICO 2: Distribuciones de pérdida condicionales a un choque macroeconómico



Para el cálculo de estas distribuciones es necesario identificar las relaciones existentes entre las variables macroeconómicas y el indicador de incumplimiento. De acuerdo con Sorge & Virolainen (2006) las relaciones entre las variables macroeconómicas y los indicadores de riesgo de crédito pueden cambiar en momentos de crisis, por lo que una regresión ajustada a la media del proceso puede no ser adecuada para realizar ejercicios de estrés. Por lo tanto, en el presente documento se utiliza el método de regresión por cuantiles en la construcción de las funciones de pérdidas, de manera similar al enfoque utilizado por Schechtman & Gaglianone (2011).

En este ejercicio se utilizarán las estimaciones de los coeficientes obtenidos en cada cuantil para construir la distribución del indicador de riesgo, lo que permite analizar los cambios en la relación de las variables bajo

distintos escenarios. Adicionalmente, en la construcción de estas distribuciones de probabilidad se utilizan dos proyecciones de las variables exógenas: la predicción media de las variables se utilizará para construir la distribución de pérdida del indicador de riesgo en el escenario base, mientras que las trayectorias estresadas pueden utilizarse para construir distribuciones de pérdida bajo un escenario pesimista.

La determinación de las sendas relevantes de las variables macroeconómicas es un punto crucial en el análisis, ya que se busca que sean muy adversas, poco probables y aún así de interés desde el punto de vista de las entidades crediticias y los reguladores¹. Como complemento a lo expuesto en el párrafo anterior se utilizaron las trayectorias observadas de las series durante el episodio de crisis financiera de finales de los años noventas las cuales conformaron en su momento el escenario más desfavorable que han enfrentado las entidades financieras en Colombia.

Este documento contiene cuatro secciones adicionales a la presente introducción. En la siguiente sección se presenta la metodología utilizada para estimar la relación entre los indicadores de riesgo de crédito y las variables económicas relevantes para cada sector. Adicionalmente se describen las pruebas de estrés realizadas sobre las distribuciones de pérdidas y se presenta el enfoque escogido para estimar la probabilidad de ocurrencia de los escenarios adversos. En la tercera sección se presentan las variables macroeconómicas y los indicadores de riesgo de crédito utilizados en la estimación. Luego, en la sección 4 se presentan los resultados del mapa de riesgo construido para cada sector y finalmente, en la sección 5 se concluye.

2. Metodología

Para elaborar el mapa de riesgo es necesario estimar el daño potencial asociado a un escenario adverso y la probabilidad de ocurrencia de dicho escenario. La primera medida tiene como objetivo identificar las vulnerabilidades presentes en el sistema financiero a través de la cuantificación de las pérdidas bajo escenarios de estrés, mientras la segunda se encarga de evaluar la viabilidad de estos últimos en un horizonte de predicción.

El daño potencial en términos del riesgo de crédito corresponde al aumento en la probabilidad de incumplimiento en cada sector analizado, condicional a la ocurrencia de un evento macroeconómico adverso. Para calcular la variación de la probabilidad de incumplimiento es necesario encontrar la sensibilidad de este indicador ante cambios en las variables macroeconómicas de interés, para lo cual, se hace uso de la forma funcional que se presenta en la ecuación [1], siguiendo el enfoque propuesto por Wilson (1997)².

$$y_{i,t} = \alpha_i + \sum_{p=1}^P \alpha_{i,p} y_{i,t-p} + \gamma_i \mathbf{x}_{i,t} + \sum_{j=1}^M \gamma_{i,j} \mathbf{x}_{i,t-j} + u_{i,t} \quad \text{textpara } i = \{1, \dots, I\} \quad (1)$$

En esta especificación, el indicador de riesgo para el sector i (siendo I el número de sectores analizados) en el período t ($y_{i,t}$) se explica a partir de rezagos propios y de las variables macroeconómicas de interés

¹Al respecto Breuer et al. (2009) propone algunas alternativas metodológicas para establecer escenarios plausibles y útiles en ejercicios de estrés

²Los modelos de tipo estructural que abordan esta relación no son muy comunes en la literatura. Un enfoque de esta metodología puede encontrarse en Drehman et. al (2004), quien adapta el modelo macroeconómico estructural utilizado por el banco central de Inglaterra para incluir riesgos financieros. Un segundo enfoque utiliza información de precios de los activos de los deudores, basado en el modelo de Merton (1973). Un ejemplo de esta metodología se encuentra en Gilchrist et al. (2009), quien propone un modelo FAVAR recursivo para examinar los efectos que generan los choques reales sobre los *spread* de crédito medidos a través del precio de los bonos de empresas no financieras en el mercado secundario

$\mathbf{X}_{i,t}$, las cuales a su vez pueden incluirse de forma contemporánea. A partir de este modelo es posible determinar la respuesta del indicador ante choques exógenos al sistema.

Para determinar el valor que puede tomar el indicador de riesgo en un horizonte de pronóstico es necesario conocer las trayectorias que pueden tomar las variables consideradas exógenas en la ecuación [1]. Uno de los primeros trabajos que utilizan un enfoque econométrico para determinar el comportamiento del riesgo de crédito en un horizonte de predicción es el de Pesaran et al. (2006), quien utiliza un modelo VAR para determinar los valores futuros de las variables macroeconómicas, tal como el que se presenta en la ecuación [2]:

$$\mathbf{x}_{i,t} = \mu_i + \sum_{k=1}^M \mathbf{A}_{i,k} \mathbf{x}_{i,t-k} + \epsilon_t \quad \text{para } i = \{1, \dots, I\} \quad (2)$$

A partir de las ecuaciones [1] y [2] es posible construir las distribuciones de pérdidas para el indicador de riesgo en un horizonte de tiempo, condicional a las trayectorias definidas para las variables exógenas, lo que permite calcular las dos medidas que conforman el mapa de riesgo: el daño potencial y la probabilidad de que un evento adverso ocurra, que resultan de comparar las distribuciones bajo un escenario base y uno estresado.

Una crítica al enfoque propuesto por Pesaran et al. (2006) es que los coeficientes estimados a partir de la ecuación [1], los cuales determinan la relación media entre el estimador de riesgo y las variables macroeconómicas, pueden cambiar a lo largo del ciclo económico (Sorge & Virolainen (2006)). En respuesta a esta crítica algunos trabajos recientes han utilizado el método de regresión por cuantiles para identificar la relación entre el indicador de riesgo de crédito y el entorno macroeconómico en diferentes momentos del ciclo. Otro argumento para utilizar esta metodología se describe en el trabajo de Schechtman & Gaglianone (2011) quienes señalan su utilidad en situaciones en las que el error de la segunda ecuación del sistema, ϵ_t no cumple con los supuestos de homoscedasticidad y normalidad. Los detalles de la metodología de regresión por cuantiles se describen en el Apéndice A.

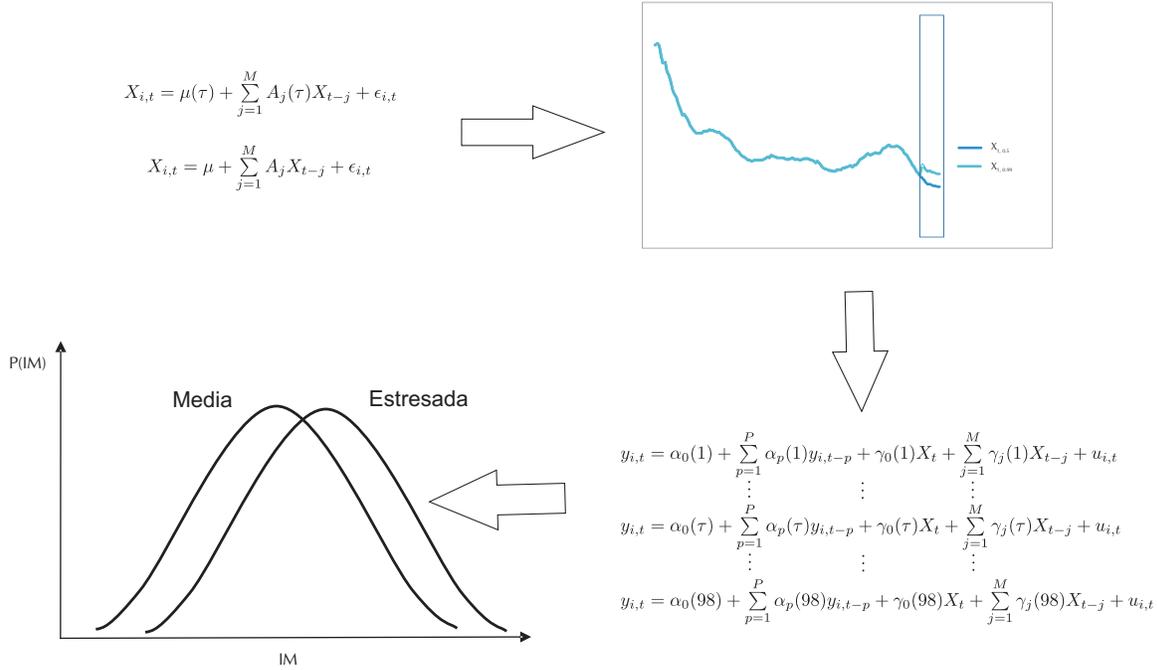
Finalmente, en este ejercicio la variable utilizada para medir la probabilidad de incumplimiento es el indicador de mora (IM) calculado para el portafolio de créditos destinado a los sectores de hogares y de empresas. En vista de que $IM_t \in [0, 1]$, es necesario utilizar la transformación logística, que se representa en la ecuación [3]. Este paso permite la estimación de la ecuación [1] como un modelo lineal:

$$y_{i,t} = \ln \left(\frac{IM_{i,t}}{(1 - IM_{i,t})} \right) \quad (3)$$

2.1. Daño potencial

A partir de las distribuciones de pérdida condicionales a los escenarios escogidos es posible realizar comparaciones que permitan estimar el daño potencial de un evento macroeconómico adverso sobre el riesgo de crédito. En el Gráfico 3 se presenta el procedimiento que se desarrolló para encontrar estas distribuciones. El primer paso es generar un pronóstico medio y una estresado para cada variable exógena. En este ejercicio, las sendas estresadas se construyeron a partir del cuantil 90 de la regresión [2], mientras que el escenario base corresponde a la estimación de la relación media de las variables. Estas trayectorias se evalúan bajo diferentes cuantiles de la ecuación [1], lo que permite generar las distribuciones de pérdidas bajo estos escenarios.

GRÁFICO 3: Estimación de las distribuciones de pérdida



Al evaluar la ecuación [1] bajo diferentes cuantiles, los parámetros que acompañan a las variables macroeconómicas cambian de acuerdo al cuantil que se quiere analizar. Esto puede justificarse en el hecho de que el indicador de riesgo está construido sobre los créditos de un grupo de deudores que no es estático, en la medida en que algunas de estas deudas se vencen y se otorgan nuevos créditos a lo largo del periodo analizado, lo que puede generar variaciones en la respuesta del indicador de riesgo ante cambios inherentes al ciclo económico o de la regulación. Adicionalmente, bajo este modelo la distribución condicional del indicador no necesariamente debe ser simétrica o gaussiana, lo que representa una aproximación más adecuada frente al comportamiento de los datos observados.

El daño potencial se cuantifica de dos maneras: la primera corresponde a la distancia horizontal entre la media de las distribuciones [4], y la segunda se construye como diferencia entre los valores observados en los cuantiles 95 de ambas distribuciones [5]:

$$F(y_t, \tau | \mathfrak{S}_{estres}) - F(y_t, \tau | \mathfrak{S}_{media}) \quad \tau = 0.5 \tag{4}$$

$$F(y_t, \tau | \mathfrak{S}_{estres}) - F(y_t, \tau | \mathfrak{S}_{media}) \quad \tau = 0.95 \tag{5}$$

En donde $F(\cdot)$ denota la distribución condicional del indicador dado el conjunto de información \mathfrak{S} para un cuantil τ . Estas diferencias permiten cuantificar la vulnerabilidad que tiene el sistema financiero ante choques adversos en cada variable, lo que facilita el establecimiento de prioridades en la política de administración de riesgo. Sin embargo, pueden no ser adecuadas para determinar el daño potencial asociado a un episodio de crisis, ya que las trayectorias estresadas de las variables no se construyen con base en una especificación que tenga en cuenta las posibles relaciones entre ellas. En vista de esta limitación, se con-

struye un ejercicio adicional en el que se utilizan las sendas de las variables macroeconómicas observadas durante la crisis financiera de los noventas y con base en ellas se genera una distribución alternativa. Esto último con el objetivo de incluir un escenario en que todas las variables macroeconómicas presentan simultáneamente una situación de estrés. En futuras aproximaciones podrían utilizarse pronósticos contruidos a partir de modelos estructurales, como los utilizados por los bancos centrales, que tendrían la ventaja de considerar escenarios basados en el comportamiento reciente de la economía.

2.2. Probabilidad de deterioro

La literatura ha abordado a través de diferentes metodologías el problema de estimar la probabilidad de un evento adverso, en particular, de una crisis financiera. Algunas de estas metodologías incluyen modelos probit binomiales o multinomiales, en los que la probabilidad de una crisis depende de las variables observadas y sus rezagos³, mientras que otras alternativas utilizan un conjunto de indicadores de alerta temprana sobre los que se establece un umbral que determina la presencia de una crisis (Davis & Karim (2008)).

El propósito de este ejercicio es establecer qué tan probable es determinado evento para un horizonte de predicción. En el Gráfico 4 se presenta el procedimiento utilizado para estimar la probabilidad de deterioro de cada variable. Primero, se genera el conjunto de posibles trayectorias de las variables exógenas a través de la estimación de la ecuación [2] para diferentes cuantiles; posteriormente, estas sendas se evalúan en la ecuación [1], con lo que se obtiene la distribución del IM para todos los posibles valores que toman las variables macroeconómicas. Luego, se establece el valor del cuantil que representa un escenario estresado (en este caso se utilizó la media de la distribución del IM bajo el escenario extremo) y se calcula el área que se encuentra a la derecha de este punto. Dicha área representa la probabilidad de que el IM presente un deterioro igual o superior al observado en el escenario de estrés.

3. Datos

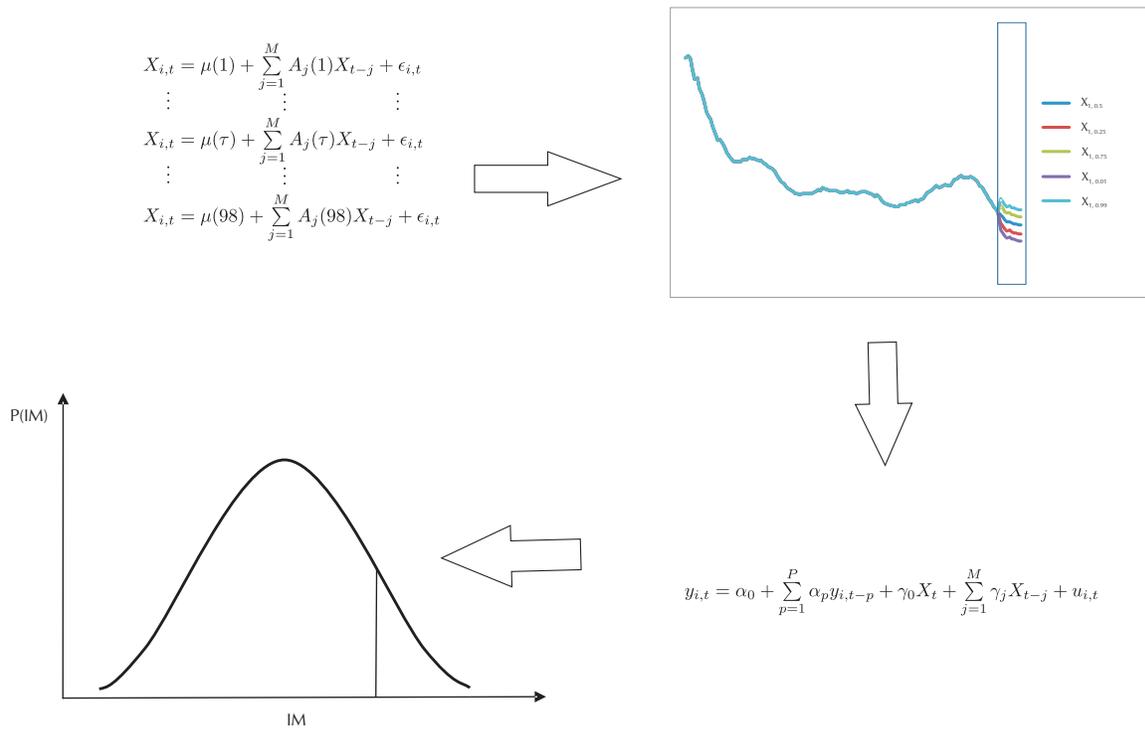
La información utilizada en este documento, referente al comportamiento del crédito destinado a hogares y empresas, proviene de los balances reportados por las entidades vigiladas por la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC). Por su parte, las variables que representan la situación económica de cada sector se obtuvieron a partir de la información publicada por el Departamento Nacional de Estadística -DANE-, el Banco de la República y el Departamento de Nacional de Planeación -DNP-. Los datos utilizados tienen frecuencia mensual y abarcan el periodo de análisis que va de marzo de 1999 hasta junio de 2011.

Como aproximación a la probabilidad de incumplimiento se utilizó el indicador de mora (IM), medido como la proporción entre la cartera vencida⁴ y la cartera bruta total. Esta variable constituye una aproximación al riesgo crediticio del sistema, en la medida en que recoge información tanto de la situación económica de los agentes, como de sus decisiones sobre el manejo de la deuda. Adicionalmente, el indicador de mora es la medida de riesgo de crédito que presenta la mayor información histórica disponible y comparable para el caso colombiano.

³Nyberg (2009) y Kauppi & Saikkonen (2008) exponen modelos de predicción univariados y bivariados de esta probabilidad basados en sus rezagos

⁴La cartera vencida se define como el monto de créditos cuyo periodo de incumplimiento de los pagos excede 60 días para las modalidades comercial y de consumo, y 90 días para el caso de la modalidad de vivienda.

GRÁFICO 4: Estimación de la probabilidad de deterioro



El indicador se construyó para cada uno de los sectores de análisis: hogares y empresas. Para el sector de hogares se utilizó la razón entre cartera vencida de los créditos de consumo y vivienda sobre la cartera bruta total de estas modalidades, generando así un IM conjunto. Por su parte, para el sector de empresas se utilizó el IM de la cartera comercial. Los indicadores se presentan en el Gráfico 5.

Las variables que recogen información acerca de la situación económica de cada sector se describen a continuación.

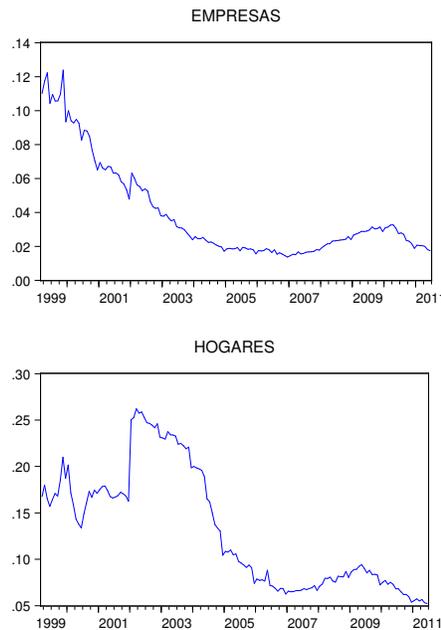
3.1. Hogares

El comportamiento del IM de los hogares depende tanto de sus posibilidades de pago, como de la de adquisición de nueva deuda. Variables como la tasa de interés nominal⁵, el precio de la vivienda, la inflación, el nivel de desempleo y el endeudamiento de los hogares⁶ deberían tenerse en cuenta como determinantes de las decisiones de endeudamiento y del pago de obligaciones en este sector, ya que brindan información acerca de la capacidad de pago por parte de estos agentes (Schechtman & Gaglianone (2011) y Kalirai & Scheicher (2002)). En el Apéndice B se presenta la evolución de las variables mencionadas, y a continuación se dará una interpretación de la relación esperada entre estas variables y el indicador de riesgo.

⁵Para este sector se utilizó una tasa de interés implícita ponderando por el monto otorgado para las modalidades de consumo y vivienda.

⁶El indicador de endeudamiento de los hogares en la economía se mide como la suma del saldo de la cartera de consumo y vivienda.

GRÁFICO 5: Indicador de mora por sector



Fuente: Superintendencia Financiera, Cálculos de los autores

La tasa de interés mide el costo asociado a acceder al crédito, por lo tanto altos niveles en la tasa podrían restringir el acceso al crédito a nuevos deudores y en algunos casos, para quienes logran acceder al crédito, incrementar su carga financiera. Por tanto, se espera que el efecto de la tasa de interés sea positivo. Por su parte, el precio de la vivienda nueva (IPVN) es una variable importante dado que la vivienda constituye el principal activo de la riqueza de los hogares colombianos (Lopez-Enciso & Salamanca (2009)); ante mayores niveles en los precios de la vivienda podrían esperarse menores niveles de morosidad.

Como medida de estabilidad de precios se adoptó la variación anual del índice de precios al consumidor (IPC). La inflación podría tener un efecto positivo en la morosidad de los créditos; altos niveles de inflación podrían generar mayores niveles de IM. Un nivel alto de inflación tiene efectos negativos en la riqueza de los hogares y en las decisiones de inversión, asimismo un nivel alto en la variación de los precios tiende a incentivar el aumento en las tasas de interés. Todo esto conlleva a una menor demanda de crédito por parte de los hogares y a un mayor nivel de carga financiera que en cierta medida genera una mayor nivel de riesgo crediticio.

Por su parte, el nivel de desempleo calculado para trece áreas metropolitanas va a ser una variable importante al momento de analizar el comportamiento del IM en el sector hogares. Se espera que altos niveles de desempleo conlleven a mayores niveles de morosidad. Además, ante un mayor endeudamiento de los hogares, expresado como un crecimiento del monto total de créditos destinado a estos agentes, se esperaría un aumento en el riesgo de crédito. Sin embargo, un efecto en esta dirección podría mostrarse solo de manera rezagada ya que la cartera vencida corresponde a la materialización del riesgo adquirido con anterioridad. De forma contemporánea podría incluso presentarse un efecto contrario explicado por la construcción misma del indicador, lo que supondría una situación en la que la cartera total crece a un mayor ritmo que la vencida.

Para algunas variables fue necesario desarrollar algunas transformaciones al momento de realizar las estimaciones. La series del IPVN, desempleo y endeudamiento de los hogares fueron utilizadas en logaritmos, mientras que las tasas de interés e inflación no se transformaron. Adicionalmente, la serie de desempleo fue desestacionalizada a través del método propuesto en Harvey (1989) y Harvey (1993) para controlar los efectos estacionales. Finalmente, se analizó la estacionariedad de las series mediante las pruebas de raíz unitaria de Augmented Dickey-Fuller (ADF), Phillips-Perron (PP), Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) y Elliot-Rothenberg-Stock (ERS), los resultados señalan que las series presentan un nivel de integración de orden uno $I(1)$, por lo que se utilizaron las series en primeras diferencias.

3.2. Empresas

El sector de empresas tiene gran importancia en el contexto del sistema financiero colombiano, ya que representa más del 60 % de la cartera total. De ahí que sea tan importante el análisis y seguimiento del comportamiento de este sector y de los determinantes de su probabilidad de incumplimiento. Con el objeto de desarrollar estimaciones tanto del daño potencial y de la probabilidad de deterioro de este sector, las variables explicativas utilizadas fueron: la tasa de interés de los créditos comerciales, la variación anual de los precios al productor (IPP), el índice de ventas reales (IVM) construido en la Muestra Mensual Manufacturera del DANE, el índice de confianza industrial calculado por la ANDI, y finalmente la cartera comercial real.

Las primeras dos variables; la tasa de interés de los créditos comerciales⁷ y el índice de precios al productor (IPP), representan en su orden costos de financiación y de operación para los empresarios. El signo esperado de estas variables en las estimación es positivo, dado que aumentos en la tasa de interés y/o en el IPP podrían generar un deterioro del indicador de riesgo de crédito.

Por su parte, el índice de ventas reales y el indicador de confianza industrial recogen información relacionada con la actividad económica en general, por lo que se espera que registre una relación inversa con el IM. En periodos de altas ventas y/o de altos niveles de confianza industrial, los niveles de morosidad se reducirían. Finalmente, para el nivel de la cartera comercial real no se espera un signo claro, dado que acelerados crecimientos en la cartera usualmente conllevan a una mayor acumulación de riesgo, no obstante la materialización de éste suele generarse en momentos en que la actividad económica y crediticia se contrae.

Se realizaron algunas transformaciones sobre las variables utilizadas para el análisis del sector de empresas, con el mismo propósito de las implementadas para las variables del sector de hogares. La cartera comercial se utilizó en logaritmos, mientras que las demás variables se utilizaron en su escala original; el IVM fue desestacionalizado siguiendo el método utilizado para el sector hogares. Bajo un procedimiento similar al aplicado para el sector de hogares se concluyó que las series exhiben raíz unitaria y presentan un orden de integración $I(1)$. Por lo tanto, se utilizaron las primeras diferencias para realizar la estimación.

4. Resultados

Como se mencionó en la sección 2, para poder generar las distribuciones de pérdidas sobre las cuales se construye el mapa de riesgo, es necesario encontrar la relación entre el indicador de riesgo y las variables

⁷La tasa de interés utilizada para este sector corresponde a una tasa de interés implícita en la que se pondera cada modalidad de crédito comercial por el monto otorgado por las entidades financieras.

macroeconómicas, así como estimar las trayectorias de las variables exógenas en un escenario base y uno estresado.

En primer lugar se presentan los resultados de la estimación de la ecuación [1], en donde se presenta la relación entre el indicador de mora y las variables macroeconómicas. La especificación utilizada en este modelo se escogió por el criterio de AIC y teniendo en cuenta la validación de los supuestos de normalidad y autocorrelación de los residuales.

En el Cuadro 1, se presentan los coeficientes de la especificación utilizada para el sector hogares en la media, los cuales tienen los signos esperados y son significativos. Aumentos en la tasa de interés contemporánea presentan un efecto positivo y significativo sobre el riesgo de crédito, mientras que los cambios a la misma realizados con más de un trimestre de antelación presentan un efecto contrario. El signo de este coeficiente puede estar asociado a un efecto de corrección. Cuando el riesgo aumenta, los bancos pueden endurecer sus condiciones para el otorgamiento de créditos, excluyendo a los clientes que representan un mayor riesgo. Este cambio en la composición de los nuevos créditos puede generar reducciones futuras de la probabilidad de incumplimiento.

Por su parte, el desempleo presenta un coeficiente positivo, que indica que aumentos en este se relacionan con deterioros del indicador de riesgo, siendo significativo tanto de forma contemporánea como en los tres rezagos empleados. Esto implica que un aumento en el desempleo se relaciona con mayores dificultades por parte de los hogares para hacer frente a sus obligaciones financieras. Finalmente, el efecto de un cambio en los precios de la vivienda sobre el indicador de riesgo de crédito también es significativo aunque los signos de los términos contemporáneos y rezagados son opuestos.

CUADRO 1: Sector Hogares - Relación en la Media

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
y_{L2}	0.2753	0.0795	3.46	0.0007***
Interes $_{L0}$	6.1021	1.0555	5.78	0.0000***
Interes $_{L2}$	-1.9440	1.3263	-1.47	0.1451
Interes $_{L4}$	-2.0209	1.1106	-1.82	0.0711*
IPVN $_{L0}$	0.9904	0.3534	2.80	0.0058***
IPVN $_{L2}$	-0.5853	0.3633	-1.61	0.1096
IPVN $_{L3}$	-0.5341	0.3391	-1.57	0.1177
Desempleo $_{L0}$	0.2151	0.0940	2.29	0.0238**
Desempleo $_{L1}$	0.2114	0.0955	2.21	0.0286**
Desempleo $_{L3}$	0.2283	0.0961	2.38	0.0189**
Desempleo $_{L4}$	0.3261	0.0955	3.41	0.0009***
Credito_Hogares $_{L3}$	-0.3665	0.2421	-1.51	0.1325

n=142, R^2 : 0.385, Adj R^2 : 0.328, $F_{12,130}$ = 6.78, p-valor: 2.152e-09
Significativo al: 1 %(***), 5 %(**), 10 %(*)

Los resultados de la estimación del modelo para el sector de empresas se presenta en el Cuadro 2. Como puede observarse, de nuevo, cambios en la tasa de interés tienen un efecto positivo y significativo sobre la probabilidad de incumplimiento, de acuerdo con lo observado para el primer y el tercer rezago, mientras que el cuarto presenta un signo negativo. De acuerdo con los resultados, el índice de precios al productor aumenta significativamente el riesgo de crédito, lo que puede explicarse por el mayor costo operativo que representa para las empresas tal aumento. Esto puede indicar que el aumento en los precios de los insumos

que no ha sido trasladado al precio final de los productos genera un aumento del riesgo de crédito. Por su parte, un aumento contemporáneo en las ventas reduce el riesgo de crédito.

CUADRO 2: Sector Empresas - Relación en la media

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
y_{L2}	0.1350	0.0771	1.75	0.0824*
y_{L3}	0.1668	0.0758	2.20	0.0296**
y_{L4}	0.1312	0.0743	1.77	0.0799*
y_{L5}	0.1260	0.0723	1.74	0.0840*
Interes $_{L1}$	7.7721	1.9171	4.05	0.0001***
Interes $_{L3}$	3.9403	1.6562	2.38	0.0188**
Interes $_{L4}$	-7.6456	1.8405	-4.15	0.0001***
IPP $_{L1}$	0.6760	0.3651	1.85	0.0664**
IPP $_{L3}$	0.5000	0.3614	1.38	0.1689
IPP $_{L5}$	-0.7956	0.3682	-2.16	0.0326**
Indice_ventas $_{L0}$	-0.0019	0.0006	-3.02	0.0031***
Confianza $_{L2}$	0.0021	0.0012	1.70	0.0915*
Credito_Empresas $_{L0}$	-0.5336	0.2426	-2.20	0.0297**
Credito_Empresas $_{L5}$	0.5573	0.2538	2.20	0.0299**

n=142, R^2 : 0.394, Adj R^2 : 0.328, $F_{14,128} = 5.94$, p-valor: 6.831e-09
Significativo al: 1 %(***), 5 %(**), 10 %(*)

En el Apéndice C se presentan las estimaciones de la especificación anterior para la media, mediana y cuantil 90. En estos resultados es interesante analizar los cambios que presenta la relación entre el indicador de mora y las variables macroeconómicas entre los cuantiles analizados. En el sector hogares se observa que la tasa de interés, el desempleo y el IPVN siguen presentando los signos esperados y son significativos, aunque la magnitud de las elasticidades cambia. En contraste, para el sector empresas, el signo de los coeficientes cambia drásticamente para el cuantil 90, particularmente para las variables que se utilizan con un menor orden de rezago. Los resultados en este cuantil sugieren que cuando el IM presenta un mayor crecimiento, prevalece un efecto de corrección de la tasa de interés. Es decir, ante un aumento del riesgo de crédito, los establecimientos de crédito endurecen sus condiciones de otorgamiento de préstamos, con lo que esperan reducir las pérdidas futuras por incumplimiento. Debido a la dinámica que se presenta en los coeficientes entre distintos cuantiles, sería interesante, como un trabajo posterior, encontrar la especificación que presente el mejor ajuste para los cuantiles que se consideren de interés.

4.1. Daño Potencial - Choques Univariados

La estructura de rezagos presentada en los Cuadros 1 y 2 para los sectores de hogares y empresas, en su orden, es utilizada para generar las distribuciones de pérdida con las cuales se calcula el daño potencial. Por su parte, las trayectorias de las variables macroeconómicas, necesarias para estimar estas distribuciones se construyeron a través de modelos univariados estimados utilizando regresión por cuantiles. La especificación de rezagos de la ecuación [2] que se utilizó para generar estos valores fue seleccionada de acuerdo con el criterio de AIC y teniendo en cuenta la parsimonia y el cumplimiento de los supuestos de autocorrelación y normalidad.

Las sendas que corresponden a situaciones de estrés son el pronóstico asociado al cuantil diez o noventa de la distribución, dependiendo del choque que se desea analizar. Por su parte, el escenario base corresponde a los valores de predicción obtenidos utilizando los coeficientes de la relación media. El horizonte escogido para estimar las medidas de daño potencial y probabilidad de deterioro fue de 12 períodos.

Con base en estas predicciones se construyeron las distribuciones de pérdida presentadas en el Gráfico 6, las cuales permiten analizar las vulnerabilidades de cada sector frente a cada variable exógena. Los desplazamientos a la derecha implican un aumento en el riesgo dado un choque adverso sobre la variable que se indica en cada gráfico. Las distancias horizontales calculadas sobre estas distribuciones (ecuaciones [4] y [5]) son las medidas de daño potencial. En el caso de los hogares, el mayor desplazamiento de la distribución es causado por un incremento a la tasa de interés, el cual además genera una concentración de la misma en los valores más altos del indicador. Por su parte, aumentos de las variables desempleo y reducciones en el crédito generan desplazamientos más moderados en la misma dirección, aunque en estos casos no se presenta un cambio significativo en la forma de la distribución.

Por su parte, la tasa de interés genera el mayor cambio en la distribución del IM para el sector de empresas, la cual se desplaza hacia la derecha y presenta una mayor dispersión bajo la trayectoria estresada. Esto indica que las pérdidas no esperadas aumentarían en mayor medida que las esperadas. Por su parte, una reducción de las ventas de las firmas generaría un desplazamiento de la distribución a la derecha, lo que indica un aumento similar del indicador para todos los cuantiles.

CUADRO 3: Daño potencial para el sector Hogares

	Media Base	Media Estresada	Cuantil 95 (Base)	Cuantil 95 (Estresado)	Cambio en la pérdida esperada	Cambio en la pérdida no esperada
Tasa de Interés	0.0475	0.0810	0.0624	0.0844	0.0334	0.0220
Desempleo	0.0475	0.0639	0.0624	0.0778	0.0163	0.0154
Crédito a hogares	0.0475	0.0549	0.0624	0.0719	0.0074	0.0096

CUADRO 4: Daño potencial para el sector empresas

	Media Base	Media Estresada	Cuantil 95 (Base)	Cuantil 95 (Estresado)	Cambio en la pérdida esperada	Cambio en la pérdida no esperada
Tasa de Interés	0.0140	0.0266	0.0177	0.0339	0.0126	0.0162
Precios al productor	0.0140	0.0164	0.0177	0.0186	0.0024	0.0009
Índice de ventas	0.0140	0.0158	0.0177	0.0199	0.0018	0.0022
Crédito a empresas	0.0140	0.0186	0.0177	0.0197	0.0046	0.0020

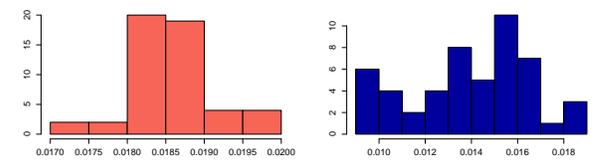
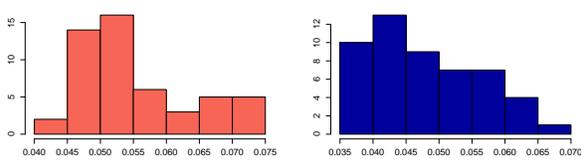
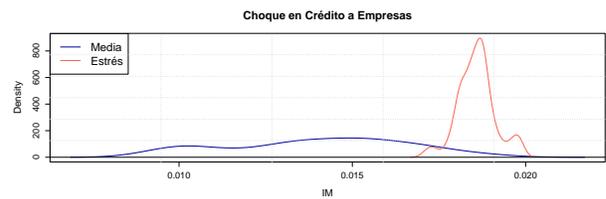
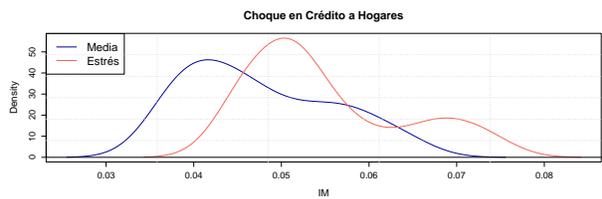
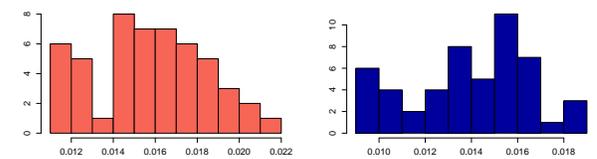
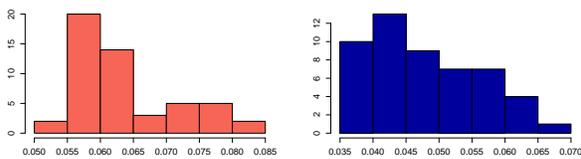
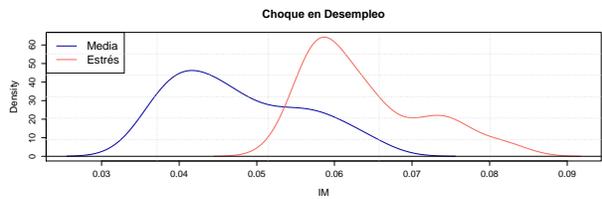
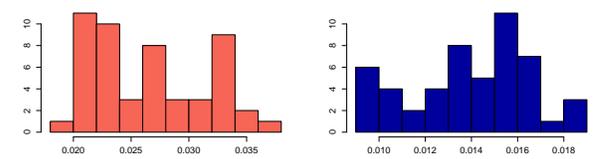
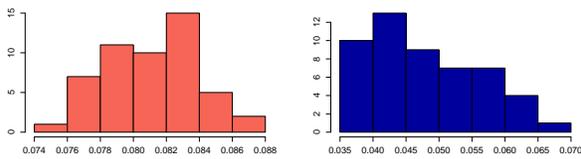
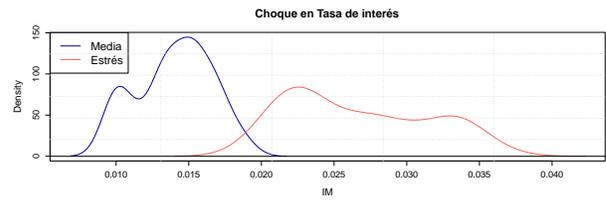
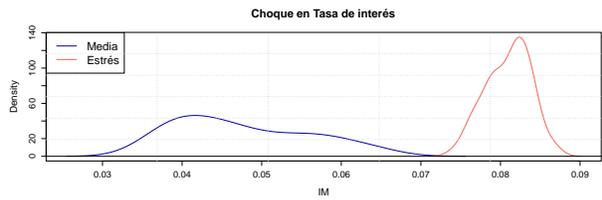
En los Cuadros 3 y 4 se presentan los resultados correspondientes a los sectores de hogares y empresas, donde se observa que el cambio en la tasa de interés es el que genera un mayor deterioro del IM, tanto en la media como en el cuantil 95. Para el sector hogares, el cambio en la pérdida esperada del indicador, que corresponde a la diferencia entre la media de las distribuciones, sería de 3,3 puntos porcentuales (pp) y de 2,2 pp para la pérdida no esperada, que se define como la diferencia entre los valores que el indicador toma en el cuantil 95 de cada distribución. En el caso del desempleo, el daño potencial asociado a dicho choque sería de 1,6 pp y 1,5 pp para las pérdidas esperada y no esperada, respectivamente.

Para el sector empresas, la tasa de interés generaría el mayor aumento del IM (1,2 pp en el caso de la pérdida esperada y 1,6 pp para la pérdida no esperada). A su vez, una reducción sobre las ventas

GRÁFICO 6: Distribuciones del indicador de riesgo de crédito

Sector hogares

Sector Empresas



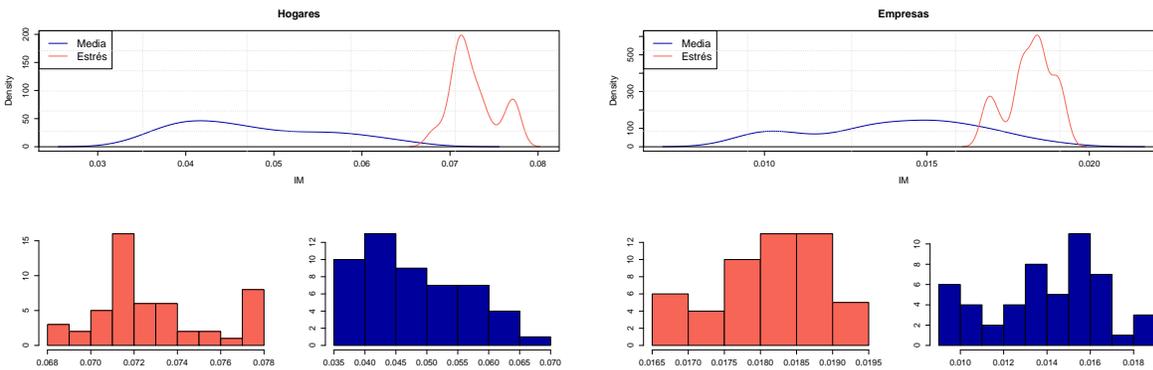
generaría una variación de 18 puntos básicos (pb) y 22 pb para estas medidas. Finalmente, un aumento en los costos de operación de las firmas (IPP) tendría un efecto similar sobre el IM.

4.2. Daño potencial - Escenario histórico

Complementando el ejercicio anterior, se evaluaron las sendas que presentaron las variables macroeconómicas durante la crisis de finales de los noventas con el fin de observar el efecto de un choque negativo en el que las variables exógenas se mueven de manera conjunta. Como es de esperarse, la distribución presenta un mayor desplazamiento hacia la derecha y una mayor concentración en los valores más altos del IM (Gráfico 7), que los observados en el ejercicio anterior.

Las medidas de daño potencial en este caso indican que bajo dicho escenario la pérdida esperada aumentaría en 2,5 pp para los hogares y en 4 pb para las empresas (Cuadro 5). La diferencia en la respuesta del IM para los dos sectores es coherente con el gran impacto de la crisis sobre la cartera hipotecaria y los precios de estos bienes. Es importante resaltar que el valor del IM para la cartera destinada a hogares no alcanza los valores registrados durante la crisis, debido a la recomposición de esta cartera hacia los créditos de consumo. Por su parte, la pérdida no esperada presenta una menor variación (1,5pp y 1,5pb para hogares y empresas, en su orden).

GRÁFICO 7: Escenario histórico estresado



CUADRO 5: Daño potencial bajo un escenario histórico - Crisis de 1998

	Media Base	Media Estresada	Cuantil 95 (Base)	Cuantil 95 (Estresado)	Diferencia Medias	Diferencia Cuantiles
Hogares	0.0475	0.0727	0.0624	0.0773	0.0251	0.0149
Empresas	0.0140	0.0182	0.0177	0.0192	0.0041	0.0015

4.3. Probabilidad de deterioro

La probabilidad de deterioro se define como la probabilidad de que una variable alcance un valor igual o superior a un umbral de interés. Este valor se define en este ejercicio como el que generaría una pérdida

CUADRO 6: Valores extremos de las variables macroeconómicas

Variable	Variación promedio	Probabilidad de deterioro
Sector Hogares		
Tasa de interés	61 pb	0.0412
Desempleo	2,3 %	0.1443
Crédito	-2 %	0.1237
Sector Empresas		
Tasa de interés	50 pb	0.0206
Índice de precios al productor	88 pb	0.4021
Índice de ventas	2,12 unidades	0.3814
Crédito	-1.7 %	0.0103

del indicador de riesgo equivalente a la media de la distribución estresada presentada en la sección 4.1. Para encontrar esta medida para cada una de las variables utilizadas se construyen las distribuciones del indicador de riesgo condicionales al conjunto de posibles trayectorias de cada una de estas (Gráficos 8 y 9) y se calcula la probabilidad como el área a la derecha del umbral definido sobre el indicador de riesgo. La variación promedio que alcanzaron las variables exógenas para los sectores de hogares y empresas en sus sendas estresadas, y la probabilidad de ocurrencia asociada se presentan en el Cuadro 6. La tasa de interés aplicada a los créditos destinados a hogares presenta en el escenario estresado una variación promedio de 61 pb mensuales. La probabilidad de que dicha tasa aumente a un ritmo similar durante los 12 meses siguientes a junio de 2011 es de 4,1 %. Por su parte, la probabilidad de que el desempleo aumente a un ritmo de 2,3 % mensual en dicho período es de 14,4 %. Finalmente, un decrecimiento sostenido de 2 % en el crédito destinado a estos agentes tendría una probabilidad asociada de 12,3 %.

En el sector de empresas, el choque que presenta la mayor probabilidad es una reducción en el índice de ventas superior 2,12 unidades (38,1 %), mientras que una variación mensual mayor a 50 pb en la tasa de interés sería el evento menos probable (2,6 %).

4.4. Mapa de Riesgo

Finalmente, a partir de las medidas encontradas en las secciones 4.1 y 4.3 se construye el mapa de riesgo para los sectores de hogares y empresas. En el eje horizontal se presenta el daño potencial asociado a un evento adverso en cada variable, mientras que en el eje vertical se presenta la probabilidad de que ese deterioro ocurra. Se construye un mapa de riesgo basado en cada una de las medidas de daño potencial propuestas, en vista de que ambas aportan información de los posibles efectos sobre el indicador. El daño potencial medido como la diferencia de la media de las distribuciones representa el cambio en las pérdidas esperadas del indicador, mientras que la diferencia entre los cuantiles 95 representa la pérdida no esperada.

Como puede observarse en el Gráfico 10, bajo la trayectoria estresada de la tasa de interés, el valor del IM aumentaría 3,3 pp en la media; como ya se mencionó, este choque es el que generaría el mayor daño, pero la probabilidad de que este ocurra es la más baja (4 %). Por otro lado, un aumento en el desempleo, que en este caso equivale a una variación mensual de 2,3 %, tiene la mayor probabilidad de ocurrencia (14,4 %), y ocasionaría un aumento en el indicador de riesgo de 1,6 pp. Finalmente, un decrecimiento en el crédito de 2,3 % mensual, generaría unas pérdidas de 74 pb en el indicador, con una probabilidad de

GRÁFICO 8: Trayectorias de cada variable - Sector Hogares

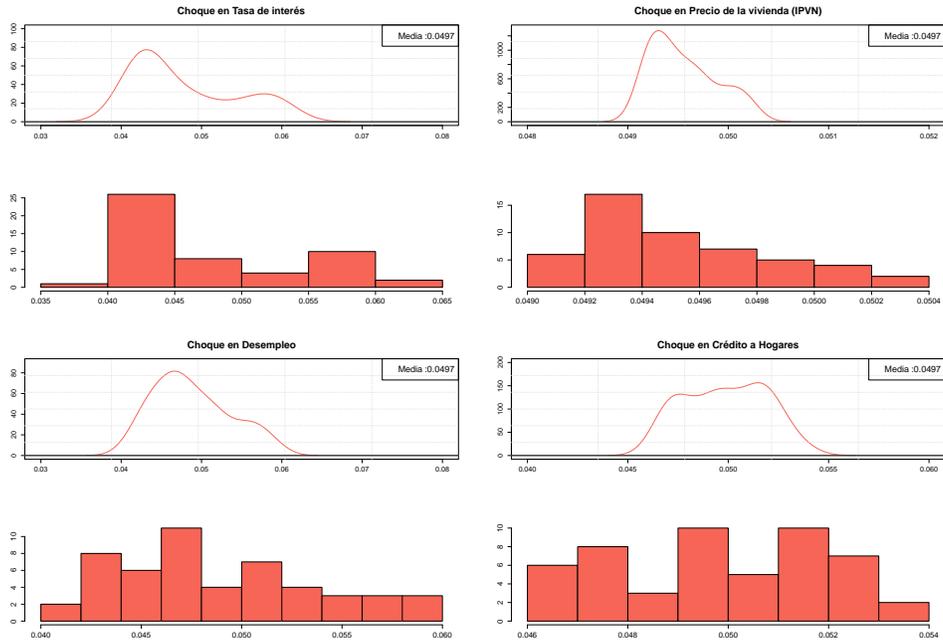
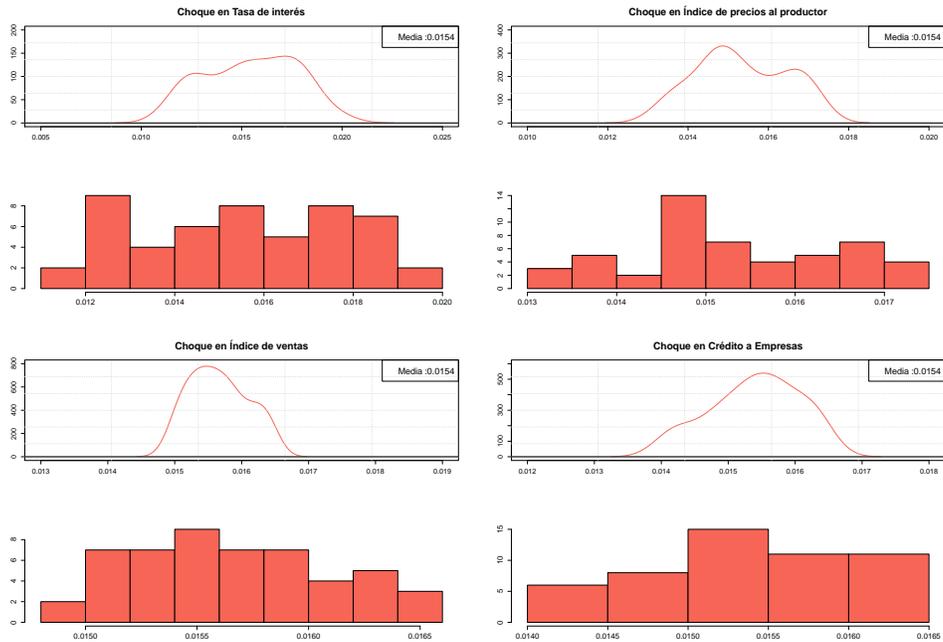


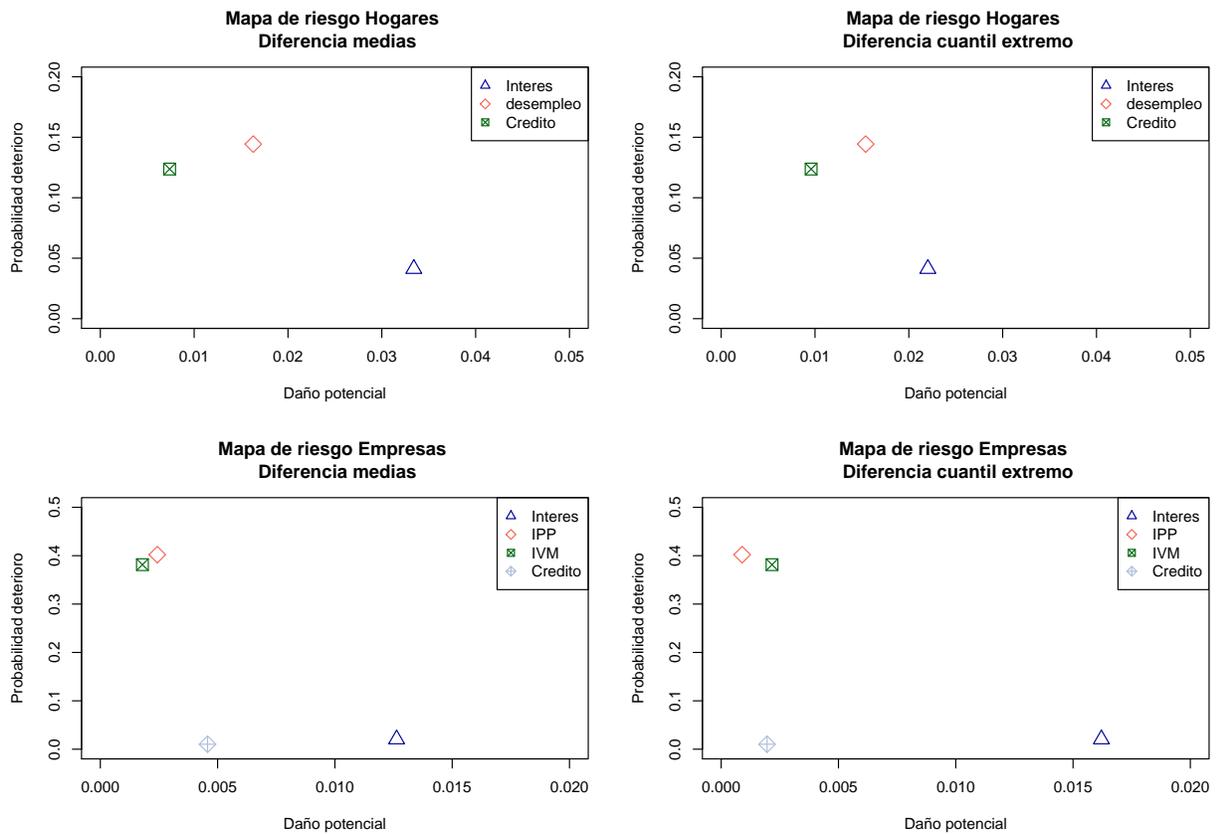
GRÁFICO 9: Trayectorias de cada variable - Sector Empresas



deterioro de 12%. Al analizar las pérdidas no esperadas, se mantienen los resultados aunque varían las magnitudes.

Para el sector empresas, el mayor daño potencial es generado por la tasa de interés, tanto en la pérdida esperada como en la no esperada (1,2 pp y 1,6 pp, respectivamente), aunque al igual que en el sector hogares, tal escenario adverso presenta la menor probabilidad de ocurrencia (2%). Este choque es seguido en magnitud por el daño generado por una variación negativa en el crédito (2%), la cual ocasionaría una variación del indicador de riesgo de 46 pb y 20 pb, en las pérdidas esperadas y no esperadas, respectivamente. Finalmente, el aumento en el índice de precios al productor y la reducción en el índice de ventas presentan los menores efectos sobre el indicador de riesgo, pero la mayor probabilidad de ocurrencia (40,2% y 38,1%). Cabe señalar que el choque aplicado sobre el índice de ventas genera mayores pérdidas no esperadas que el aplicado sobre el IPP y el crédito, en contraste con lo observado en el caso de las pérdidas esperadas.

GRÁFICO 10: Mapa de Riesgo



5. Conclusiones

En este documento se propuso un mapa de riesgo para el análisis y seguimiento del riesgo de crédito para los sectores de hogares y empresas. Esta herramienta permite expresar de manera gráfica el daño potencial y la probabilidad de que las variables utilizadas para representar la situación económica en cada sector presenten un deterioro superior a un umbral determinado.

La construcción del mapa requiere de la estimación de un modelo que recoge la relación entre las variables exógenas y el indicador de riesgo de crédito (IM), con base en el cual se construyeron las distribuciones de pérdida; a partir de dichas funciones se calcularon medidas de daño potencial que representan el cambio en las pérdidas esperadas y no esperadas asociadas al indicador de riesgo.

Para calcular un indicador de la probabilidad de deterioro de cada variable se utilizaron diferentes trayectorias obtenidas a través de modelos de regresión por cuantiles, las cuales fueron evaluadas en el modelo que involucra el indicador de riesgo, para obtener distribuciones de este último dado el conjunto de posibles valores de cada una de las variables exógenas. Se calculó la probabilidad de deterioro de cada variable como el área de la distribución correspondiente que se encuentra a la derecha del valor del IM obtenido bajo el escenario de estrés.

El mapa de riesgo, construido a partir de las medidas mencionadas permite identificar las variables que representan un mayor daño potencial sobre el sistema financiero, así como las que tienen una mayor probabilidad de deteriorarse en un horizonte de predicción determinado. Los resultados indican que un aumento de la tasa de interés generaría el mayor deterioro del indicador de mora, aunque la probabilidad de un aumento drástico es baja. A su vez, un incremento significativo del desempleo, en el caso de los hogares, o una reducción de los ingresos por ventas, en el caso de las empresas, son los eventos con mayor probabilidad de ocurrencia.

El seguimiento de esta herramienta en el tiempo permitirá a su vez identificar cambios en la sensibilidad del indicador de riesgo ante choques adversos en la situación económica de cada sector. Adicionalmente, futuras aproximaciones permitirían extender el análisis a grupos más específicos, como sectores industriales o regiones, lo cual es de gran interés, tanto para las entidades crediticias como para los entes reguladores. Finalmente, el análisis podría enriquecerse con la evaluación de escenarios estresados generados a partir de modelos estructurales, lo que permitiría identificar los efectos de eventos adversos que no tengan un precedente histórico y que recojan las particularidades que ha presentado el sistema financiero en los últimos años.

Referencias

- Autoridad Federal de Supervisión Financiera -Alemania (2010), 'Annual report'.
- Autorité des Marchés Financiers (2011), 2011 risk and trend mapping for financial markets and savings, Technical report, Regulation Policy and International Affairs Direction - Research Strategy and Risks Division.
- Breuer, T., Jandácka, M. & Rheinberger, K. (2009), 'How to find plausible, severe, and useful stress scenarios', *International Journal of Central Banking* .
- Chang, E., Guerra, S., LIMA, E. & Tabak, B. (2007), 'The stability concentration relationship in the brazilian banking system', *BIS papers, Investigating the relationship between the financial and real economy* (18), 388–397.
- Davis, E. P. & Karim, D. (2008), 'Comparing early warning systems for banking crises', *Journal of Financial Stability* 4(2), 89 – 120.
*<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1572308908000144>
- Gilchrist, S., Yankov, V. & Zakrajžek, E. (2009), 'Credit market shocks and economic fluctuations: Evidence from corporate bond and stock markets', *Journal of Monetary Economics* 56(4), 471 – 493.
*<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304393209000440>
- Harvey, A. (1989), 'Forecasting, structural time series models and the kalman filter', *Cambridge University Press* .
- Harvey, A. (1993), 'Time series models', *Harvester Wheatsheaf* (2nd Edition).
- Inaba, N., Kozu, T., Sekine, T. & Nagahata, T. (2005), 'Non-performing loans and the real economy: Japan's experience', *Journal of International Financial Markets, Institution and Money* (22).
- Kalirai, H. & Scheicher, M. (2002), 'Macroeconomic stress testing: Preliminary evidence for austria', *Financial Stability Report - Österreichische National Bank* .
- Kauppi, H. & Saikkonen, P. (2008), 'Predicting u.s. recessions with dynamic binary response models', *The Review of Economics and Statistics* 90(4), 777–791.
*<http://ideas.repec.org/a/tpr/restat/v90y2008i4p777-791.html>
- Koenker, R. & Xiao, Z. (2002), 'Inference on the quantile regression process', *Econometrica* 70(4), 1583–1612.
*<http://ideas.repec.org/a/ecm/emetrp/v70y2002i4p1583-1612.html>
- Lopez-Enciso, E. & Salamanca, A. (2009), 'El efecto riqueza de la vivienda en colombia', *Borradores de economia* (511).
- Merton, R. C. (1973), On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates, Technical report.

- Nyberg, H. (2009), 'A bivariate autoregressive probit model: Predicting u.s. business cycle and growth rate', *Department of Economics and HECER, University of Helsinki - Discussion Paper (272)*.
- Pesaran, M., Schuermann, H. T., TReutler, B.-J. & Wiener, S. M. (2006), 'Macroeconomic dynamics and credit risk: A global perspective', *Journal of Money, Credit, and Banking* **38**(5), 1211–1261.
- Schechtman, R. & Gaglianone, W. P. (2011), 'Macro stress testing of credit risk focused on the tails', *Journal of Financial Stability* (0),–.
*<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1572308911000532>
- Sorge, M. & Virolainen, K. (2006), 'A comparative analysis of macro stress-testing methodologies with application to finland', *Journal of Financial Stability* **2**(2), 113 – 151.
*<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1572308905000276>
- Wilson, T. (1997), 'Portfolio credit risk', *Risk Magazine* .

Apéndice A. Metodología de regresión por cuantiles

Siguiendo a Koenker & Xiao (2002), la estimación de este tipo de regresión parte de la definición de una forma alternativa de expresar los cuantiles, que corresponde al siguiente problema de minimización:

$$\min_{b \in R} \left[\sum_{Y_i \geq b} \theta |Y_i - b| + \sum_{Y_i < b} (1 - \theta) |Y_i - b| \right] \quad (6)$$

con $0 < \theta < 1$

Utilizando este resultado, la estimación de la regresión cuantílica se lleva a cabo a través de la minimización de los errores cuadrados, utilizando ponderaciones asimétricas de acuerdo a la posición del cuantil:

$$\min_{\beta \in R} \left[\sum_{Y_i \geq X_t \beta} \theta |Y_i - X_t \beta| + \sum_{Y_i < X_t \beta} (1 - \theta) |Y_i - X_t \beta| \right] \quad (7)$$

De esta forma, el modelo a estimar corresponde a:

$$F(y_t, \tau | \mathfrak{S}) = \alpha_0(\tau) + \sum_{i=1}^p \alpha_i(\tau) y_{t-i} + \gamma_0(\tau) \mathbf{z}_t + \sum_{j=1}^m \gamma_j(\tau) \mathbf{z}_{t-j}; \tau \in [0, 1] \quad (8)$$

Donde $F(y_t, \tau | \mathfrak{S})$ denota el cuantil τ de la distribución condicional de y_t . Cabe señalar que $F(y_t, \tau | \mathfrak{S}) = g(F(IM_t, \tau | \mathfrak{S}))$, dado que la transformación logística es una función monotónica.

Apéndice B. Variables utilizadas en el análisis de cada sector

GRÁFICO 11: Sector Hogares

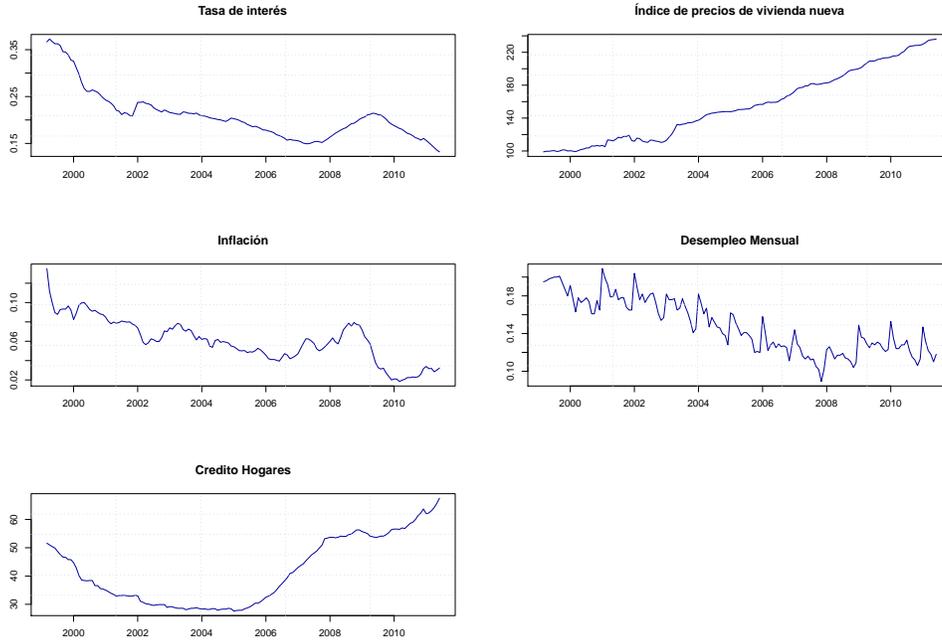
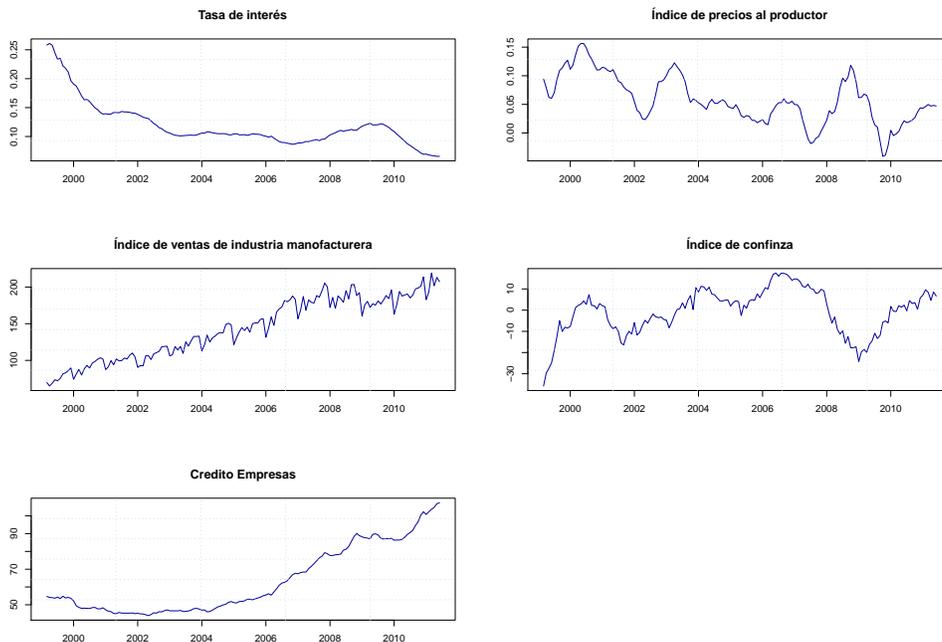


GRÁFICO 12: Sector Empresas



Apéndice C. Comparación de las especificaciones entre cuantiles

Sector Hogares

Variable	Especificación media			Cuantil 50			Cuantil 90		
	Estimate	Std. Error	Pr(> t)	Estimate	Std. Error	Pr(> t)	Estimate	Std. Error	Pr(> t)
y_{L2}	0.275	0.080	0.001***	0.265	0.092	0.004***	0.300	0.070	0.000***
Interes $_{L0}$	6.102	1.056	0.000***	5.387	1.216	0.000***	3.625	0.927	0.000***
Interes $_{L2}$	-1.944	1.326	0.145	-1.685	1.527	0.272	-0.769	1.165	0.510
Interes $_{L4}$	-2.021	1.111	0.071*	-0.395	1.279	0.758	-3.779	0.976	0.000***
IPVN $_{L0}$	0.990	0.353	0.006***	0.938	0.407	0.023**	1.682	0.310	0.000***
IPVN $_{L2}$	-0.585	0.363	0.110	-0.334	0.418	0.426	1.129	0.319	0.001***
IPVN $_{L3}$	-0.534	0.339	0.118	-0.701	0.391	0.075*	1.391	0.298	0.000***
Desempleo $_{L0}$	0.215	0.094	0.024**	0.185	0.108	0.089*	0.049	0.083	0.550
Desempleo $_{L1}$	0.211	0.096	0.029**	0.164	0.110	0.137	0.269	0.084	0.002***
Desempleo $_{L3}$	0.228	0.096	0.019**	0.303	0.111	0.007***	0.151	0.084	0.075**
Desempleo $_{L4}$	0.326	0.096	0.001**	0.202	0.110	0.069*	0.131	0.084	0.122
Credito_Hogares $_{L3}$	-0.367	0.242	0.133	-0.299	0.279	0.285	-0.171	0.213	0.423

Sector Empresas

Variable	Especificación media			Cuantil 50			Cuantil 90		
	Estimate	Std. Error	Pr(> t)	Estimate	Std. Error	Pr(> t)	Estimate	Std. Error	Pr(> t)
y_{L2}	0.135	0.077	0.082*	0.174	0.089	0.054*	0.125	0.064	0.052*
y_{L3}	0.167	0.076	0.030**	0.127	0.088	0.149	0.207	0.063	0.001***
y_{L4}	0.131	0.074	0.080*	0.147	0.086	0.091*	0.214	0.062	0.001***
y_{L5}	0.126	0.072	0.084*	0.057	0.084	0.496	-0.092	0.060	0.128
Interes $_{L1}$	7.772	1.917	0.000***	6.187	2.220	0.006***	0.424	1.589	0.790
Interes $_{L3}$	3.940	1.656	0.019**	3.217	1.918	0.096*	-2.953	1.373	0.033**
Interes $_{L4}$	-7.646	1.840	0.000***	-6.650	2.131	0.002***	-7.188	1.526	0.000***
IPP $_{L1}$	0.676	0.365	0.066*	0.780	0.423	0.067*	-0.745	0.303	0.015**
IPP $_{L3}$	0.500	0.361	0.169	0.587	0.419	0.163	-0.391	0.300	0.194
IPP $_{L5}$	-0.796	0.368	0.033**	-1.138	0.426	0.009***	-1.162	0.305	0.000***
Indice_ventas $_{L0}$	-0.002	0.001	0.003***	-0.002	0.001	0.022**	-0.002	0.001	0.000***
Confianza $_{L2}$	0.002	0.001	0.091***	0.001	0.001	0.390	-0.001	0.001	0.201
Credito_Empresas $_{L0}$	-0.534	0.243	0.030**	-0.752	0.281	0.008***	0.528	0.201	0.010**
Credito_Empresas $_{L5}$	0.557	0.254	0.030**	0.560	0.294	0.059*	1.830	0.210	0.000***