



REPORTE DE ESTABILIDAD FINANCIERA

Marzo de 2010

Un análisis de riesgo de crédito de las empresas del sector real y sus determinantes

Javier Alexander Gutiérrez Rueda

Un análisis de riesgo de crédito de las empresas del sector real y sus determinantes*

Javier Gutiérrez Rueda

Resumen

En la literatura se considera al riesgo de crédito como una de las principales fuentes de vulnerabilidad para el sistema financiero, por lo que su correcta medición resulta de vital importancia tanto para el sistema como para los agentes que hacen parte del mercado de crédito. Este documento tiene como objetivo identificar los determinantes del riesgo de crédito a través del estudio de la probabilidad de que una empresa incumpla con el pago de sus créditos. El análisis se realiza para el periodo comprendido entre 1998 y 2007. Siguiendo los hallazgos de la literatura relacionada con este tema, se emplea un modelo Probit Heteroscedástico con efectos no lineales, el cual muestra que la rentabilidad, la liquidez y el endeudamiento son los principales determinantes de este incumplimiento. Adicionalmente, se utiliza un modelo de regresión por cuantiles para identificar los efectos de los factores macroeconómicos sobre dicha probabilidad. Los resultados de este análisis indican que el impacto de estos factores varían a lo largo de la distribución de *default* y que estos tienen un mayor efecto sobre los deudores más riesgosos. Estos ejercicios se complementan con un análisis de sensibilidad, el cual evidencia la vulnerabilidad de los intermediarios de crédito ante cambios en el ritmo de crecimiento de la economía.

Palabras clave: Riesgo de crédito, probabilidad de *default*, Probit Heteroscedástico, regresión por cuantiles, análisis de sensibilidad.

Clasificación JEL: *C21, C25, G33.*

*Una versión preliminar de este documento fue presentado como tesis de grado de la Maestría en Economía de la Pontificia Universidad Javeriana. Agradezco a Dairo Estrada, Flavio Jácome, Juan Carlos Mendoza, David Pérez y Fernando Pineda por sus valiosos aportes y sugerencias.

1. Introducción

La estabilidad del sistema financiero depende en gran medida de las decisiones que toman los agentes con respecto al pago de las obligaciones que han adquirido con los establecimientos de crédito. Estas decisiones afectan a los intermediarios en la medida que incrementos en los niveles de incumplimiento se traducen en incrementos en gastos por provisiones y disminuciones en los ingresos por intereses. Esto trae como resultado la reducción en las utilidades y de la solvencia de estas entidades, lo que reduce su capacidad para absorber choques inesperados y podría, eventualmente, llevar a una entidad a un estado de quiebra. Dichas decisiones no sólo afectan la estabilidad de los intermediarios sino que están estrechamente relacionadas con el bienestar de los ahorradores de la economía, quienes proporcionan los recursos necesarios para que los intermediarios de crédito puedan desarrollar las actividades de intermediación.

De esta manera, la vulnerabilidad del sistema está directamente correlacionada con la probabilidad de *default* del crédito de los deudores. Es por esto que resulta importante la evaluación del riesgo de crédito por medio de modelos que permitan identificar los determinantes de que un deudor entre en mora de alguno de sus créditos. Complementariamente, resulta necesario implementar modelos que permitan evaluar los efectos de cambios en el estado de la economía sobre esta probabilidad.

Este trabajo se enfoca en el análisis de los créditos de la cartera comercial, puesto que los intermediarios se encuentran mayormente expuestos a esta modalidad de crédito¹. Este estudio tiene dos objetivos primordiales: el primero consiste en identificar los determinantes de la probabilidad de *default*² de los créditos, mediante la estimación de un modelo de probabilidad. Para el caso colombiano existen trabajos que han abordado el tema de *default* de las empresas desde esta perspectiva; sin embargo, los modelos utilizados suponen que la varianza es constante y desconocen los efectos no lineales que pueden tener los determinantes. En este estudio se busca corregir estas debilidades utilizando un modelo que realice las correcciones adecuadas en cuanto a la modelación de la varianza y de efectos no lineales. Este análisis se realiza crédito por crédito, ya que las decisiones de una empresa sobre el incumplimiento de

¹La participación de la cartera comercial en el total es del 60% a diciembre de 2008.

²De acuerdo con la reglamentación de la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC) existen cinco calificaciones de riesgo (A a E) para los créditos de las diferentes modalidades de cartera. Estas calificaciones se definen a partir del número de días de vencimiento y de algunas consideraciones de riesgo relacionadas con las empresas. La SFC establece que los créditos que tengan una altura de mora superior a 30 días deben ser clasificados diferente de A. Siguiendo esta definición, se establece el estado de *default* de un crédito. Es importante tener en cuenta que la calificación de los créditos depende del modelo de riesgo utilizado por cada banco y que en algunas ocasiones hay créditos con calificación diferente de A que no han entrado en mora. Sin embargo, no es posible identificar dichos créditos, por lo que se utiliza la definición de altura de mora de la normativa de la SFC para determinar si un crédito está o no en *default*.

sus obligaciones pueden variar dependiendo del tipo de crédito y la institución con la que haya adquirido la obligación³. El segundo objetivo consiste en realizar un análisis de los efectos que tienen algunos factores macroeconómicos sobre la probabilidad de *default* condicional al perfil de riesgo de cada uno de los créditos.

El documento se encuentra organizado de la siguiente manera: en la sección dos se lleva a cabo la revisión de una literatura de los trabajos que abordan el análisis del riesgo de crédito desde los puntos de vista macro y microeconómicos. En la tercera sección, se desarrolla un modelo de probabilidad de *default* y se revisa el modelo de regresión por cuantiles. En la sección cuatro, se analiza la composición de la cartera comercial y las variables que se incluyen en los ejercicios econométricos. En la quinta sección, se presentan los resultados del modelo de probabilidad de *default* y se analizan los efectos de los factores macroeconómicos a lo largo de la distribución de *default*. Se finaliza el documento con algunas conclusiones.

2. Revisión de la literatura

La literatura sobre el riesgo de crédito es extensa y se puede clasificar de acuerdo con la aproximación utilizada para medir dicho riesgo. De acuerdo con esto, se puede realizar una clasificación amplia en dos grupos. El primer grupo se encarga de analizar los efectos de las variables macroeconómicas sobre el riesgo de crédito. El segundo grupo emplea información a nivel microeconómico con el fin de identificar los determinantes del *default* de las empresas y los créditos.

Los trabajos pertenecientes al primer grupo emplean las pruebas de *stress* con el fin de evaluar los efectos que puede tener un entorno macroeconómico adverso sobre el sistema financiero a través del riesgo de crédito (Hoggarth *et al.* (2005)). Adicionalmente, buscan identificar las principales fuentes de vulnerabilidad estructural y de exposición al riesgo que pueda traducirse en riesgo sistémico (Wong *et al.* (2005)).

Los países que implementan las metodologías sugeridas por el *Financial Sector Assessment Program* (FSAP)⁴ emplean pruebas de estrés individuales para evaluar la sensibilidad de

³Esto puede ser ocasionado por la existencia de *debt seigniority* o por el tipo de relación que una empresa tenga con un banco. Por ejemplo, si una empresa tiene una línea de crédito amplia con el banco A y posee un crédito pequeño con el banco B, para la empresa resulta menos costoso incumplir con el crédito pequeño del banco B que con alguno de los créditos otorgados por el banco A. De esta manera, la probabilidad de *default* asignada al crédito con el banco B puede diferir a las asignadas a los créditos con el banco A.

⁴El FSAP es un programa conjunto del FMI y el Banco Mundial (BM) que tiene como finalidad incrementar la efectividad de las políticas dirigidas a promover la solidez de los sistemas financieros de los países miembros.

este riesgo. Estas pruebas buscan cuantificar el impacto que tiene un cambio adverso en una variable macroeconómica sobre el balance de los bancos. Sin embargo, este tipo de análisis ha recibido diversas críticas, entre las cuales se encuentra la imposibilidad de evaluar los efectos de un escenario en el que se presenten cambios simultáneos en diferentes variables, tal como ocurre durante los periodos de crisis.

Algunos trabajos recientes procuran corregir estas debilidades. Entre ellos se encuentra el trabajo de Hoggarth *et al.* (2005), el cual emplea funciones “impulso-respuesta” de un modelo VAR⁵ para evaluar el impacto de distintos escenarios macroeconómicos sobre el indicador de mora⁶ de los bancos en el Reino Unido. Los resultados indican que existe una relación negativa, significativa y duradera entre cambios en el crecimiento del producto y el índice de mora; sin embargo, si el cambio se presenta en el índice de mora dicha relación no se mantiene. Adicionalmente, los resultados muestran que cambios en la tasa de inflación y en la tasa de interés tienen un impacto negativo sobre el indicador, pero que a diferencia del choque en la actividad económica, este no resulta significativamente duradero.

Por su parte, Alves (2004) estima un modelo VEC uniecuacional para determinar la relación que existe entre algunas variables macroeconómicas y la probabilidad de incumplimiento esperado (EDF) de los sectores corporativos en la Unión Europea. Los resultados del ejercicio señalan que las variables macroeconómicas juegan un papel importante en la determinación de los valores de estado estacionario de la EDF de cada sector y contribuyen a determinar el perfil de riesgo de estos deudores.

Asimismo, Wong *et al.* (2005) desarrollan un marco de pruebas de estrés para el portafolio de créditos de los bancos de Hong Kong. Se estima la probabilidad de incumplimiento, por medio de modelos de regresión múltiple, y la exposición de riesgo de cada banco al ambiente macroeconómico. El análisis de los resultados muestra que existe una relación significativa entre las tasas de incumplimiento y los factores macroeconómicos, entre los cuales se encuentran el PIB real de Hong Kong, las tasas de interés, el precio de la vivienda y el PIB real de la China continental.

Para el caso colombiano se encuentra el trabajo de Amaya (2005), en el que se estima una relación de largo plazo entre el producto, las tasas de interés, los precios de la vivienda nueva y los indicadores de mora de las carteras hipotecarias y de consumo. Adicionalmente, mediante estimaciones tipo panel busca identificar el efecto que tienen cambios en las variables macroeconómicas sobre los indicadores de rentabilidad de las empresas y el índice de mora de la cartera comercial. Los resultados señalan que los indicadores de mora son significativamente sensibles ante cambios en la actividad económica.

⁵Es un modelo econométrico usado para capturar la interdependencia de dos o más series de tiempo.

⁶El indicador de mora se define como la razón entre cartera vencida y cartera bruta total.

Gutiérrez y Vásquez (2008) extienden el trabajo de Amaya (2005) estimando un modelo VEC para la cartera comercial e incluyendo el desempleo entre las variables macroeconómicas. Los resultados indican que la actividad económica y el desempleo resultan ser las variables más importantes para determinar los niveles del índice de mora de las diferentes modalidades de crédito.

Los trabajos pertenecientes al segundo grupo se caracterizan por la estimación de modelos en forma reducida, que tienen como objetivo identificar los determinantes de la probabilidad de que una empresa entre en estado de *default*.

Un trabajo pionero en este campo es el de Altman (1968), el cual utiliza un modelo de análisis discriminante (AD) para identificar las empresas que pueden quebrar en la economía norteamericana. Para esto se emplea una función discriminante⁷ que se define de la siguiente manera⁸:

$$Z = v_1x_1 + v_2x_2 + \dots + v_nx_n$$

donde Z es el índice discriminante agregado, v_i son los coeficientes discriminantes y x_i son las variables independientes. Entre estas últimas se emplean indicadores financieros de cada empresa como: la razón entre capital de trabajo y activos totales, la utilidad retenida sobre activos totales, la utilidad antes de impuestos e intereses sobre activos totales, la razón entre el valor de mercado del capital y el valor en libros de la deuda total y la proporción de ventas a activos totales.

Los resultados indican que las variables más importantes para identificar las empresas en estado de quiebra son la rentabilidad y la razón de ventas sobre activos totales.

En otro estudio, Lennox (1999) realiza una aproximación a la probabilidad de *default* (PD) de las firmas por medio de modelos Probit y Logit, y compara los resultados de estos modelos con los de AD. Para este trabajo Lennox usa una base de datos en la que se encuentra registradas 949 empresas del Reino Unido para el periodo comprendido entre 1987 y 1994. Lennox estima cinco modelos de probabilidad con el fin de identificar y corregir problemas de heteroscedasticidad y efectos no lineales. La PD de las empresas se estima en función del flujo de caja, el apalancamiento, el tamaño, la rentabilidad, la razón de efectivo a pasivos corrientes, la proporción de ventas totales sobre deudores totales y *dummies* de sector. Los resultados de los modelos de Probit y Logit indican que una empresa enfrenta una mayor PD cuando tiene bajos niveles de rentabilidad, altos niveles de apalancamiento y tiene problemas de flujo de

⁷Una función discriminante es aquella que permite discriminar entre dos o más grupos.

⁸Generalmente, Z es una variable categórica que puede tomar dos o más valores dependiendo de las dimensiones del análisis.

caja. De la misma manera, encuentra que el flujo de caja y el apalancamiento tienen efectos no lineales sobre dicha probabilidad. Adicionalmente, los resultados indican que los modelos de probabilidad bajo una especificación adecuada, tienen un mayor poder de explicación y una mejor capacidad de predicción que los modelos de AD⁹.

En otro trabajo, Bhattacharjee *et al.* (2002) utilizan información del *Cambridge-DTI*, *DATA-STREAM* y *EXSTAT* para construir una base de datos que contiene información sobre 4,100 empresas del Reino Unido para el periodo 1965-2002. Bhattacharjee *et al.* utilizan modelos de duración para estimar la probabilidad de liquidación de una empresa y la probabilidad de que una empresa sea adquirida por otra¹⁰. Los ejercicios se llevan a cabo usando variables específicas de las empresas y de factores macroeconómicos como rentabilidad, apalancamiento, tamaño, *dummies* de sector, el ciclo económico del Reino Unido y de Estados Unidos, la tasa de cambio, entre otros. Los resultados de los modelos muestran que la rentabilidad y el tamaño de las empresas están negativamente correlacionados con la probabilidad de liquidación y adquisición. Adicionalmente, las empresas que pertenecen a los sectores de textiles y construcción son más propensas a ser liquidadas y menos a ser adquiridas. En cuanto a las variables macroeconómicas, los resultados muestran evidencia que el ciclo económico de Estados Unidos tiene un efecto significativo sobre la probabilidad de liquidación y adquisición, lo que no ocurre con el ciclo del Reino Unido.

Asimismo, Bunn y Redwood (2003) emplean información anual a nivel de empresas obtenida del *Bureau van Dijk FAME* para compañías del Reino Unido e Irlanda para un periodo de 11 años que comienza en 1991. Bunn y Redwood estiman un modelo Probit para la PD, la cual se define como la probabilidad que una empresa sea adquirida, liquidada o disuelta. Los resultados indican que la rentabilidad, la liquidez y el tamaño de la empresa están correlacionados de manera negativa con la PD. Asimismo, se encuentra que el apalancamiento tiene un efecto positivo y significativo sobre esta probabilidad.

Por su parte, Ruano-Pardo y Salas-Fumás (2006) estudian la morosidad de las empresas españolas. Los autores utilizan información de SABI-INFORMA y del CIR para construir una base de datos que contiene información sobre las características financieras y sobre los riesgos bancarios de 140,000 empresas. Ruano-Pardo y Salas-Fumás usan un modelo de selección de Heckman para estimar la PD e identificar los determinantes del nivel de morosidad de las empresas. Dicha estimación se realiza en función de la rentabilidad, el apalancamiento, la liquidez, la cobertura de los beneficios y una *dummy* para rentabilidad negativa. Los resultados

⁹Los resultados indican que los modelos de probabilidad con efectos no lineales tienen tasas de error tipo I (probabilidad de clasificar en no *default* dado que está en *default*) y error tipo II (probabilidad de clasificar en *default* dado que no está en *default*) más bajas que los modelos de AD.

¹⁰La adquisición de una empresa puede considerarse como una *proxy* a una quiebra, especialmente en las economías con mercados de capitales desarrollados.

de los ejercicios indican que altos niveles de rentabilidad, liquidez y cobertura de beneficios acompañados de bajos niveles de apalancamiento reducen los incentivos de las empresas para entrar en mora.

Para el caso colombiano se encuentran trabajos como el de Martínez (2003), el cual usa información financiera de 9,000 empresas en el 2000 con el fin de identificar los determinantes de la fragilidad de éstas. Para esto utiliza técnicas Probit, donde la fragilidad es función de indicadores de rentabilidad, endeudamiento y liquidez, además de *dummies* por sectores. Los resultados indican que las variables impuestos sobre activos, obligaciones financieras sobre activos y disponible sobre activos son las razones financieras más importantes en el momento de identificar la fragilidad de las empresas.

Asimismo, Arango *et al.* (2005) estiman un modelo Probit con el fin de calcular la PD de 8,481 empresas colombianas en el periodo comprendido de 1995 hasta 2005. Los resultados indican que la probabilidad de que una empresa falle está directamente relacionada con el endeudamiento, mientras que altos niveles de rentabilidad y un mayor tamaño ayudan a reducir dicha probabilidad.

Por su parte, Gómez *et al.* (2006) usan información del balance general y del estado de resultados de las empresas colombianas durante el periodo 1997 a 2006 para estimar la probabilidad condicional de incumplimiento por medio de un modelo de duración. Los resultados del estudio indican que el principal determinante de la probabilidad de incumplimiento es la deuda, la cual tiene un efecto positivo. Asimismo, los resultados muestran que la probabilidad marginal condicional de incumplir exhibe un comportamiento no monótono en el tiempo: es creciente en un periodo inicial y, posteriormente, ésta empieza a decrecer.

De la misma manera, Zamudio (2007) realiza un estudio de análisis de probabilidad de quiebra de las empresas usando una base de datos compuesta de información proveniente de la base de Operaciones Activas de Crédito de los Deudores, el balance general y el estado de resultados de las empresas inscritas en Registro Nacional de Valores y de las empresas que reportan información a la Superintendencia de Sociedades de Colombia para el periodo comprendido desde 1998 hasta 2005. La estimación se lleva a cabo por medio de un modelo Logit Multinomial, cuyos resultados indican que mayores niveles de liquidez reducen la probabilidad de quiebra. Adicionalmente, se encuentra que dicha probabilidad varía dependiendo del sector económico al que pertenece cada empresa.

Gómez *et al.* (2009) utilizan la información sobre los créditos de los deudores, los balances generales y los estados de resultados reportados a la Superintendencia de Sociedades con el fin de estimar las matrices de transición de los créditos de la cartera comercial por medio de un modelo de duración. Los resultados de Gómez *et al.* muestran evidencia de que la liquidez, el tamaño, la eficiencia y la composición de la deuda son las variables más importantes para

explicar la transición de las calificaciones de los créditos.

A manera de resumen, los resultados de los estudios presentados en esta sección indican que la rentabilidad, la liquidez, el endeudamiento y el tamaño son los principales determinantes del *default* de las empresas. Sin embargo, es importante resaltar que gran parte de estos trabajos no abordan los problemas de heteroscedasticidad y efectos no lineales, en especial los que analizan el caso colombiano. Este trabajo tiene como objetivo corregir estas debilidades mediante la modelación de la varianza y la inclusión de efectos no lineales de los determinantes. Adicionalmente, se integra el análisis macroeconómico desde una perspectiva que permita evaluar los efectos de los factores macroeconómicos en diferentes puntos de la distribución de *default*.

3. El modelo

En esta sección se presentan dos modelos: el primero busca establecer cuáles son los determinantes de que una empresa incumpla con los créditos pactados con la banca y estimar la PD de los créditos que componen la cartera comercial. El segundo, analiza cómo los factores macroeconómicos afectan la PD condicional al perfil de riesgo de los deudores.

3.1. Probabilidad de *default*

Con base en los resultados encontrados por Lennox (1999), la estimación de la PD se lleva a cabo por medio de un modelo Probit para el periodo comprendido entre 1998 y 2007¹¹. Este modelo estima la probabilidad de que un crédito esté calificado diferente de A basado en información relacionada con la rentabilidad, la liquidez, el endeudamiento y el tamaño de la empresa que adquirió dicho crédito.

Los indicadores relacionados con rentabilidad recogen la capacidad que tiene una empresa para generar ingresos y, por ende, su capacidad para cubrir sus obligaciones. Por su parte, los indicadores de liquidez recogen la proporción de activos disponibles para cubrir las obligaciones de corto plazo. Niveles de liquidez bajos sugieren una capacidad reducida para cubrir

¹¹El análisis no se realiza a través de un modelo de duración por dos razones esenciales: la primera está relacionada con la identificación de los créditos a lo largo del tiempo. En la base de datos no se cuenta con una variable o un conjunto de variables que permitan identificar los créditos a lo largo del tiempo, lo que imposibilita la construcción de la variable de duración de estos modelos. La segunda se refiere al censuramiento de la duración. Los créditos que conforman los primeros años de la muestra fueron otorgados antes de 1998, lo cual implica que su duración es mayor a la que se podría calcular en el caso que se pudieran identificar los créditos. Este problema de censuramiento a la izquierda limitaría el análisis.

las obligaciones de una empresa, lo que incrementa la probabilidad de *default*. Con respecto al endeudamiento, la literatura sugiere que altos niveles de deuda pueden producir una reducción en la liquidez y, a su vez, incrementar el riesgo de insolvencia, lo que hace que las empresas sean más vulnerables y más propensas a incumplir con sus obligaciones. Finalmente, el tamaño de una empresa se relaciona con la capacidad que ésta tiene para absorber choques inesperados. De acuerdo con los estudios de Altman (1968), Bunn y Redwood (2003) y Ruano-Pardo y Salas-Fumás (2006), las empresas pequeñas son más propensas a incumplir que las más grandes.

En el modelo que se presenta a continuación se define el estado de *default* en los créditos como una función de la calificación de riesgo de los mismos. En este caso, se considera que una empresa entra en estado de *default* de sus obligaciones cuando sus créditos son calificados diferente de A. La variable dependiente del modelo se define en función de una variable latente¹² de la siguiente manera:

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } y_i^* > 0 \\ 0 & \text{en otro caso.} \end{cases} \quad (1)$$

donde y_i es la variable dependiente del modelo Probit y y_i^* es la variable latente que está definida de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} y_i^* &= \beta_1 x_{1,i} + \beta_2 x_{2,i} + \dots + \beta_K x_{K,i} + \varepsilon_i^* \quad \forall i = 1, \dots, n \\ y_i^* &= x_i' \beta + \varepsilon_i^* \quad \varepsilon_i^* \sim iid N(0, \sigma^2) \end{aligned} \quad (2)$$

donde x_i es un vector ($K \times 1$) compuesto por variables explicativas, β es un vector ($K \times 1$) de parámetros desconocidos y $\{\varepsilon_i^*\}$ es una sucesión de perturbaciones estocásticas independientes e idénticamente distribuidas.

La probabilidad de que una empresa tenga un crédito con una calificación diferente de A está dada por:

$$\begin{aligned} \Pr(y_i = 1) &= \Pr(y_i^* > 0) \\ \Pr(y_i = 1) &= \Pr(\varepsilon_i^* > -x_i' \beta) \end{aligned}$$

¹²Una variable latente es aquella que no es directamente observable sino que es inferida a partir de una que es observable y medible.

Por simetría de la función de distribución normal, se tiene que:

$$\Pr(y_i = 1) = 1 - \Pr(\varepsilon_i^* \leq -x_i'\beta)$$

Donde ε_i^* sigue una distribución normal y la probabilidad de entrar en *default* puede ser evaluada en la función de distribución acumulada normal $F(\cdot)$.

$$\begin{aligned} \Pr(y_i = 1) &= 1 - F(-x_i'\beta) \\ \Pr(y_i = 1) &= F(x_i'\beta) \end{aligned} \tag{3}$$

Con el fin de contar con una especificación adecuada del modelo es necesario realizar una prueba hipótesis para verificar la existencia de heteroscedasticidad. En el caso de los modelos Probit, la presencia de una varianza no constante tiene como resultado que los coeficientes y los errores estándar sean sesgados (Bunn y Redwood (2003)), lo que a su vez se traduce en sesgo de la probabilidad estimada y un error en la especificación del modelo. Cornelißen (2005) sugiere una transformación exponencial que permite modelar la varianza, la cual se conoce como Probit Heteroscedástico. De esta manera, la variable latente y la PD están definidas así:

$$y_i^* = x_i'\beta + \varepsilon_i^* \quad \varepsilon_i^* \sim N(0, \exp(z_i'\gamma)^2) \tag{4}$$

$$\Pr(y_i = 1) = F\left(\frac{x_i'\beta}{\exp(z_i'\gamma)}\right) \tag{5}$$

donde z_i contiene las variables utilizadas para modelar la varianza y γ es un vector de parámetros desconocidos asociados a estas variables.

Los resultados de este modelo permiten obtener la probabilidad estimada que una empresa entre en estado de mora en cada una de sus obligaciones con el sistema financiero, la cual se utiliza como *proxy* a la PD de cada crédito.

3.2. Riesgo de crédito y factores macroeconómicos

Con la PD estimada se realiza un ejercicio que permite analizar el efecto que tienen diversos factores macroeconómicos sobre ésta, entre los cuales se incluyen la actividad económica, los precios, la tasa de interés real de los créditos y el riesgo inherente a los diferentes sectores de la economía.

Ante una coyuntura de desaceleración económica se puede esperar que los ingresos de las empresas bajen, lo cual disminuye su capacidad de pago y, por ende, aumenta la probabilidad de incumplir con sus obligaciones. Por otro lado, las empresas podrían enfrentarse a rigideces en los precios de sus productos, lo que evita que estos se puedan ajustar de manera rápida ante cambios en los precios de los insumos. Esto hace que durante ciertos periodos las empresas enfrenten un costo de producción más alto, que se traduce en una reducción de la rentabilidad y un aumento en la probabilidad de *default*. De la misma manera, aumentos en la tasa de interés aumentan el costo financiero de los créditos, lo que puede generar una disminución en la capacidad de pago y, como consecuencia, aumenta la probabilidad del no pago de la deuda. Finalmente, los sectores de la economía están expuestos a diferentes riesgos, los cuales hacen que algunos de estos sean más riesgosos. Esto puede provocar que las empresas pertenecientes a estos sectores sean más propensas a incumplir con sus obligaciones.

La estimación de los efectos que tienen los factores macroeconómicos sobre la distribución de *default* se lleva a cabo mediante el modelo de regresión por cuantiles introducido por Koenker y Bassett (1978). En este caso no se utiliza la regresión lineal debido a que la distribución de *default* analizada es asimétrica y leptocurtótica, que hace que la estimación a la media no sea una medida representativa de los individuos que componen la muestra. El modelo de Koenker y Bassett (1978) permite capturar los efectos de las variables explicativas en diferentes puntos de la distribución, lo que constituye una medida más precisa de los efectos que estos factores tienen sobre la PD.

Esta metodología consiste en estimar funciones que caractericen cuantiles específicos de la distribución condicional, mediante la minimización de la suma ponderada del valor absoluto de los errores. Dicha ponderación puede realizarse de manera simétrica (cuando la regresión es a la mediana) o de manera asimétrica (cuando la regresión se hace a otros cuantiles de la distribución), lo que conlleva a una estimación robusta a la presencia de *outliers*.

El modelo general de regresión por cuantiles se especifica de la siguiente manera:

$$PD_i = x_i' \beta_\tau + v_{i,\tau} \quad ; \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (6)$$

donde β_τ es un vector $(k \times 1)$ de parámetros desconocidos asociados al τ -ésimo cuantil de la distribución de la PD¹³, x_i es un vector $(k \times 1)$ de variables independientes, PD_i es la probabilidad de *default* estimada del modelo Probit y $v_{i,\tau}$ es el término de error correspondiente al i -ésimo individuo del τ -ésimo cuantil. El τ -ésimo cuantil condicional de la PD dado x_i es:

$$Q_\tau(PD_i|x_i) = x_i'\beta_\tau \quad (7)$$

Bajo estas condiciones, el τ -ésimo cuantil condicional del termino de error condicional al conjunto de información debe ser igual a cero, con el fin de garantizar las propiedades estadísticas de los estimadores del modelo. Es decir:

$$Q_\tau(v_{i,\tau}|x_i) = 0 \quad (8)$$

De esta manera, la regresión por cuantiles permite identificar la heterogeneidad de los estimadores para diferentes perfiles de riesgo de los deudores, lo cual se logra mediante la estimación de los efectos marginales para diferentes valores de τ .

Los estimadores para el τ -ésimo cuantil se encuentran mediante la solución del siguiente problema:

$$\widehat{\beta}_\tau = \arg \min_{\beta_\tau \in \mathbb{R}^k} \left\{ \sum_{i:PD_i \geq x_i'\beta} \tau |PD_i - x_i'\beta| + \sum_{i:PD_i < x_i'\beta} (1 - \tau) |PD_i - x_i'\beta| \right\} \quad (9)$$

La ecuación (9) representa una función de perdida absoluta asimétrica en la que se restringe a \widehat{PD}_i a ser una función lineal. No obstante, esta función es no diferenciable, por lo que se deben utilizar métodos de programación lineal o GMM para encontrar la solución a este problema de minimización.

De acuerdo con Koenker (2005), las propiedades estadísticas de los estimadores por cuantiles están dadas por:

$$\sqrt{T} \left(\widehat{\beta}_\tau - \beta_\tau \right) \xrightarrow{d} N(0, \mathbf{A}^{-1} \mathbf{B} \mathbf{A}^{-1}) \quad (10)$$

¹³ $\tau \in (0,1)$

donde:

$$\begin{aligned}\mathbf{A} &= \text{plim} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_{v_\tau}(0|X_i) x_i x_i', \\ \mathbf{B} &= \text{plim} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \tau(1-\tau) x_i x_i'\end{aligned}\quad (11)$$

donde $f_{v_\tau}(0|X_i)$ es la función de densidad condicional del término de error $v_{i,\tau} = \text{PD}_i - X_i' \beta_\tau$ evaluado en $v_{i,\tau} = 0$. Sin embargo, la estimación de la varianza de $\hat{\beta}_\tau$ se dificulta por la necesidad de encontrar $f_{v_\tau}(0|X_i)$. Generalmente, se usa el método de *bootstrapping*, por su eficiencia, para calcular los errores estándar de los estimadores. Esta técnica consiste en la estimación de la matriz de VAR-COV de la siguiente manera:

$$\Omega_\tau^{BS} = \frac{n}{B} \sum_{j=1}^B \left(\hat{\beta}_{j,\tau}^{BS} - \hat{\beta}_{j,\tau} \right) \left(\hat{\beta}_{j,\tau}^{BS} - \hat{\beta}_{j,\tau} \right)' \quad (12)$$

donde B corresponde al número de veces que se repite el proceso de *bootstrapping*, $\hat{\beta}_{j,\tau}^{BS}$ es el coeficiente estimado de la regresión por cuantiles en el j -ésimo *bootstrapping*.

4. Los datos

La base de datos que se utiliza para la estimación de la probabilidad de *default* de los créditos emplea información de dos fuentes. La primera contiene información sobre los créditos que componen la cartera comercial que los intermediarios financieros le reportan trimestralmente a la Superintendencia Financiera de Colombia (Superfinanciera). La segunda base contiene información de los balances y estado de resultados de las empresas que reportan anualmente a la Superintendencia de Sociedades de Colombia (Supersociedades) para el periodo 1998-2007.

La información relacionada con las variables macroeconómicas se obtiene del DANE y del Banco de la República para los cierres de año durante el periodo de estudio.

4.1. Cartera comercial y sus deudores

Con el fin de obtener información contable y financiera de las contrapartes de los créditos de la cartera comercial se cruzaron las bases de la Superfinanciera y Supersociedades. El resultado de la unión es una sub-muestra que contiene información anual correspondiente a 19,462 empresas y 168,011 créditos para el periodo comprendido entre 1998 y 2007¹⁴.

En el cuadro 1 se presenta un resumen del número de empresas y créditos disponibles para cada año de estudio. Como se puede observar, el acceso a información completa de las contrapartes de los créditos de la cartera comercial ha aumentado a lo largo del tiempo. Mientras en 1998 se registra información 9,459 créditos correspondientes a 3,780 empresas, en 2007 esta cifra alcanza 46,152 créditos de 12,625 empresas.

Cuadro 1: Número de empresas y créditos

Año	Empresas	Créditos
1998	3,780	9,459
1999	3,801	10,040
2000	4,086	11,062
2001	3,621	10,707
2002	4,568	14,717
2003	4,726	16,908
2004	9,807	33,513
2005	12,827	43,345
2006	13,247	45,482
2007	12,625	46,152
Total	19,462	168,011

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia y Superintendencia de Sociedades; cálculos del autor.

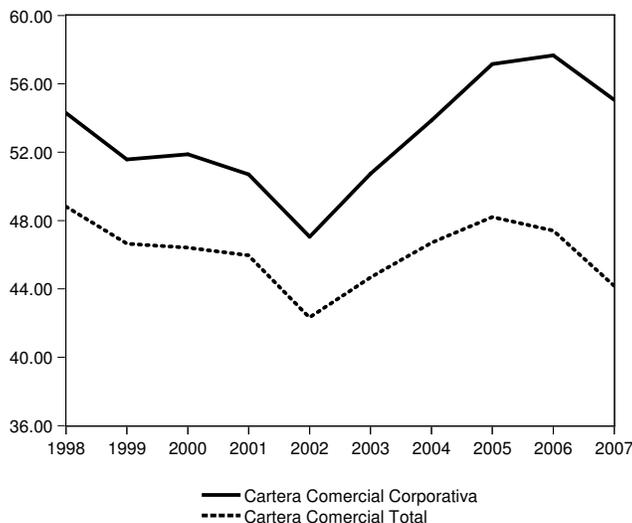
La figura 1 muestra la participación de la cartera que se encuentra en la sub-muestra como proporción de la cartera comercial corporativa y la cartera comercial total¹⁵. A pesar del aumento en la información sobre las contrapartes, la participación se ha mantenido relativamente estable durante el periodo en estudio y representa, en promedio, el 53.8 % de la cartera comercial corporativa y el 45.9 % de la cartera comercial total. Este comportamiento se puede explicar por un conjunto de circunstancias, entre las que se encuentra: el crecimiento de la cartera comercial y el crecimiento del número de empresas con créditos comerciales que por

¹⁴Este periodo fue escogido dada la disponibilidad de los datos.

¹⁵La cartera comercial está compuesta por créditos ordinarios, preferenciales y de tesorería. Asimismo, se encuentran créditos comerciales que son otorgados tanto a personas naturales como a personas jurídicas. La cartera comercial corporativa se refiere a aquellos créditos que son otorgados a personas jurídicas.

su tamaño no reportan a la Superintendencia de Sociedades¹⁶.

Figura 1: Participación de la sub-muestra en la cartera comercial



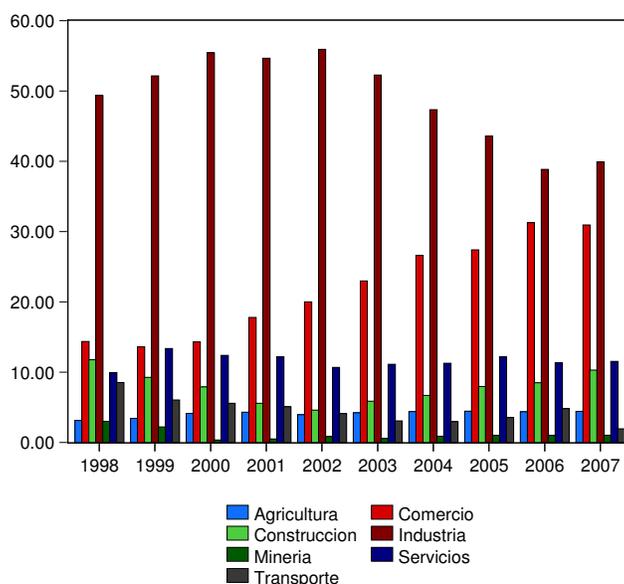
Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia y Superintendencia de Sociedades; cálculos del autor.

En términos de composición de la cartera por sector económico se encuentra que el sector de industria es el más representativo de la cartera comercial durante el periodo de estudio (Figura 2). Resulta importante resaltar el comportamiento que registra el sector de comercio, el cual presenta un aumento en su participación de 14.35 %, en 1998, a 30.92 %, en 2007, lo que ilustra el crecimiento del sector y un incremento en la dependencia de éste al sistema financiero. De la misma manera, es interesante anotar la evolución de la participación de la minería, la cual permanece prácticamente constante a lo largo del tiempo de estudio. A pesar de que es una actividad que requiere de grandes recursos para su ejecución, los créditos que tiene con el sector financiero representan, en promedio, el 1.33 % de la cartera. Este comportamiento se puede explicar por el hecho de que las empresas que hacen parte de este sector son en su mayoría extranjeras y los recursos para su ejecución pueden provenir de fuentes externas, como IED. Por su parte, la evolución de la participación de la construcción refleja el movimiento del ciclo económico. En 1998 esta actividad representaba el 11.76 % de la cartera comercial, participación que fue disminuyendo con el ciclo hasta alcanzar su mínimo en 2002 con el 4.59 % de la cartera y posteriormente aumentó, con la expansión de la actividad económica, hasta alcanzar 10.27 % a finales de 2007.

En lo relacionado con la calificación de riesgo, los cuadros 2 y 3 presentan el número de

¹⁶De acuerdo con el Decreto 4350 de 2006, las empresas que tienen un activo inferior a 30,000 salarios mínimos legales mensuales no están obligadas a reportar a Supersociedades

Figura 2: Cartera comercial por actividad económica



Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia y Superintendencia de Sociedades; cálculos del autor.

créditos y la participación en la cartera comercial por tipo de calificación, respectivamente. En el caso de los créditos con calificación A, se registra un crecimiento importante de estos desde comienzos del periodo de estudio: mientras que en 1998 los créditos con esta calificación eran 7,873, en 2007 esta cifra alcanzó los 43,431 créditos. Con respecto a las obligaciones con calificación diferente de A, se observa que aquellas con calificación B y C se han mantenido relativamente estables a lo largo del periodo de estudio. Por su parte, para los créditos con calificación D y E se registra un aumento cercano al 200 % y 129 %, respectivamente, entre el primer y último año en estudio (en promedio 19 % y 14 % anual, respectivamente).

Estos resultados indican que los créditos con calificación riesgosa han reducido su participación en la muestra a lo largo del periodo en comparación con que tienen calificación A. Por su parte, la evolución de la participación por tipo de calificación en la cartera comercial refleja el comportamiento de la economía y la reducción en la capacidad de las empresas para cumplir con las obligaciones contraídas con el sistema financiero. Durante el periodo de crisis (1999-2001) es posible ver que hay una migración considerable de la cartera hacia calificaciones más riesgosas. Para el 2000, el porcentaje de la cartera calificada A se redujo en 12.08 puntos porcentuales (pp), mientras que la calificada B y C aumentó en 8.36 pp y 2.34 pp, respectivamente. Este comportamiento se hace evidente en las matrices de transición estimadas por Gómez *et al.* (2009).

El cuadro 4 presenta la evolución de la distribución de los montos que componen la cartera

Cuadro 2: Número de créditos por tipo de calificación

Año	A	B	C	D	E
1998	7,873	803	338	258	187
1999	7,741	1,257	346	309	387
2000	8,719	1,249	377	313	404
2001	8,696	1,085	326	290	310
2002	12,798	956	316	285	362
2003	15,113	895	283	254	363
2004	31,438	1,065	315	268	427
2005	40,970	1,284	387	316	388
2006	42,952	1,449	359	320	402
2007	43,431	1,201	314	777	429
Total	219,731	11,244	3,361	3,390	3,659
Promedio	21,973	1,124	336	339	366

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia y Superintendencia de Sociedades; cálculos del autor.

Cuadro 3: Participación por tipo de calificación en la cartera comercial

Año	A	B	C	D	E
1998	85.38	9.46	2.41	1.74	1.01
1999	73.45	17.92	4.51	2.14	1.98
2000	73.29	17.82	4.76	2.18	1.95
2001	76.20	16.31	3.23	2.37	1.89
2002	82.54	10.13	3.34	2.48	1.52
2003	87.55	7.10	2.30	1.61	1.44
2004	92.49	4.11	0.96	1.19	1.24
2005	93.96	3.08	1.09	0.99	0.88
2006	96.43	2.06	0.45	0.51	0.55
2007	96.51	1.77	0.32	0.98	0.41
Promedio	85.78	8.98	2.34	1.62	1.29

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia y Superintendencia de Sociedades; cálculos del autor.

comercial. Una de las principales características de esta cartera es su creciente heterogeneidad, la cual se refleja al comparar el comportamiento de las diferencias entre los montos del cuartil superior e inferior, y la media y mediana. En 1998, el cuartil superior era 8.27 veces más grande que el cuartil inferior, en 2003 aumentó a 16.62 veces y para 2007 se redujo levemente alcanzando 14.69 veces el tamaño del percentil 25. La diferencia entre la media y la mediana se comporta de modo similar, en 1998 la media era 3.85 veces la mediana y en 2007 alcanzó un tamaño 14.69 veces superior. Estos resultados sugieren la existencia de asimetría en la distribución en los montos, lo cual se puede explicar por el tamaño de los montos de los

créditos de los deudores más grandes. Otra característica que resulta importante mencionar es el comportamiento que han presentado los montos durante los últimos 10 años. A pesar que se ha aumentado la brecha entre las medidas de tendencia y las medidas de dispersión, se aprecia una reducción significativa de los montos de los créditos (en términos reales). La diferencia más grande se presenta en el percentil 5, donde los créditos de 1998 son aproximadamente 11 veces más grandes que los de 2007.

Cuadro 4: **Distribución de los montos de la cartera comercial**

Año	Obs.	Media*	Desvi. Estánd.	Distribución de montos por usuario*				
				Percen. 5	Cuartil inferior	Mediana	Cuartil superior	Percen. 95
1998	9459	1,390,390	4,601,317	33,433	133,585	361,217	1,104,170	5,783,066
1999	10040	1,576,276	4,831,680	37,276	134,428	374,583	1,184,000	6,941,343
2000	11062	1,428,434	3,935,438	21,070	115,398	323,471	1,044,799	6,537,505
2001	10707	1,413,911	3,909,676	27,048	126,250	348,008	1,070,259	6,198,957
2002	14717	1,050,466	3,061,600	3,379	41,316	195,977	705,635	4,917,256
2003	16908	1,063,704	3,169,022	3,778	43,503	200,539	723,000	4,905,105
2004	33513	682,346	2,618,145	2,838	23,008	95,439	385,077	2,983,699
2005	43345	588,437	2,773,431	2,865	22,620	86,446	317,575	2,393,894
2006	45482	687,035	3,570,240	3,073	25,434	95,006	342,618	2,740,823
2007	46152	741,397	3,367,511	2,993	26,609	102,604	390,840	3,092,083

* Cifras en millones de pesos reales de diciembre de 2007

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos del autor.

4.2. Las variables

A continuación se realiza una descripción de las variables que se utilizan en los modelos econométricos mediante los cuales se estima la probabilidad de *default* y la relación de ésta con los factores macroeconómicos.

4.2.1. Determinantes de la probabilidad de *default*

Para capturar los efectos de la rentabilidad sobre la PD se utiliza el ROA^{17} . Este indicador se construye como la razón entre utilidades antes de impuestos sobre activos totales. De acuerdo con los resultados encontrados por Bunn y Redwood (2003), se incluyen tres variables *dummy* para capturar los efectos no lineales de la rentabilidad sobre la PD, que están definidas de la siguiente manera:

¹⁷Rentabilidad del activos, ROA por sus siglas en inglés.

$$\begin{aligned}
DRent_1 &= \begin{cases} 1 & \text{si ROA} < 0\% \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \\
DRent_2 &= \begin{cases} 1 & \text{si } 0\% \leq \text{ROA} < 3\% \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \\
DRent_3 &= \begin{cases} 1 & \text{si } 3\% \leq \text{ROA} < 6\% \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}
\end{aligned}$$

Seguendo a Altman (1968), se utiliza la razón de ventas a activos totales (*rotación de activos*) como medida complementaria de rentabilidad.

Como *proxies* de *liquidez* se utilizan dos variables. La primera es una medida tradicional que se define como la proporción de activos corrientes a pasivos corrientes. Este indicador muestra con cuantos pesos cuenta una empresa en el corto plazo para respaldar sus obligaciones en el mismo periodo. Gómez *et al.* (2009) considera una medida de liquidez de largo plazo, la cual se define como la razón entre activos corrientes, inversiones de largo plazo y deudores de largo plazo sobre pasivos corrientes, obligaciones financieras y laborales de largo plazo, cuentas por pagar de largo plazo y bonos de largo plazo. Los resultados presentados en la sección 5 hacen relación a ésta última definición.

El efecto del endeudamiento sobre la PD se captura mediante dos variables. La primera hace relación al *endeudamiento* con respecto al activo y que se define como la razón entre los pasivos y los activos totales. La segunda cuantifica el número de *relaciones bancarias* que una empresa tiene con diferentes intermediarios de crédito.

Finalmente, para evaluar el impacto que tiene el *tamaño* sobre la PD se emplea un indicador de medida relativa de los activos definido de la siguiente manera:

$$\text{tamaño}_{i,t} = \frac{\text{activo}_{i,t}}{\sum_{i=1}^n \text{activo}_{i,t}}$$

En el cuadro 5 se presenta la matriz de correlación de las variables que se utilizan en la estimación del modelo de probabilidad. Es importante resaltar que la correlación entre estas es baja, lo que sugiere que no hay presencia de multicolinealidad alta entre estas variables.

Cuadro 5: Matriz de correlación de los determinantes de la PD

	<i>ROA</i>	<i>Liqui.</i>	<i>Endeu.</i>	<i>Tama.</i>	<i>Rel. B.</i>	<i>Rot. A.</i>	<i>Efec. T.</i>
<i>ROA</i>	1						
<i>Liquidez LP</i>	0.170	1					
<i>Endeudamiento</i>	-0.202	-0.450	1				
<i>Tamaño</i>	-0.065	0.022	-0.076	1			
<i>Rel. Banc.</i>	-0.066	-0.185	0.182	0.149	1		
<i>Rot. Activo</i>	0.187	-0.054	0.202	-0.078	-0.039	1	
<i>Efec. Tiempo</i>	0.219	0.009	0.104	-0.113	0.097	0.122	1

Fuente: Cálculos del autor.

4.2.2. Factores macroeconómicos

En el caso de la *actividad económica*, se utiliza el crecimiento del PIB real por sector económico de acuerdo con la clasificación CIU¹⁸ a dos dígitos. Por su parte, para capturar el efecto de los precios se utilizan dos variables. Para las empresas productoras de bienes se utiliza el índice de precios al productor (IPP) desagregado por tipo de producción y para las productoras de servicios se emplea el IPC desagregado por tipo de actividad. El uso del IPC supone que el aumento en los precios de los insumos es trasladado a los consumidores completamente una vez se superan las rigideces en los precios. La tasa de interés real se calcula a partir de la tasa de interés nominal de cada uno de los créditos utilizando el IPC en cada año. Finalmente, el riesgo de los sectores se captura mediante la inclusión de seis variables *dummy* que recogen los efectos sobre la PD para las siguientes actividades: agricultura, minería, industria, construcción, comercio, servicios y transporte¹⁹.

En el cuadro 6 se presenta la matriz de correlación de las variables utilizadas en el modelo de regresión por cuantiles. Los resultados indican que, aunque se presenta una correlación alta entre algunas variables, no hay presencia de multicolinealidad.

5. Resultados

En esta sección se presentan los resultados del modelo de PD, se analizan sus propiedades estadísticas y la capacidad de correcta clasificación del estado de los créditos. De la misma manera, se realiza un análisis de los efectos de los factores macroeconómicos sobre la PD, condicional al perfil de riesgo de cada uno de los créditos. Este ejercicio se complementa con

¹⁸Código Industrial Internacional Uniforme

¹⁹En las estimaciones se incluyen seis variables *dummy* para evitar la presencia de multicolinealidad.

Cuadro 6: Matriz de correlación de los factores macroeconómicos

	<i>A. eco.</i>	<i>Prec.</i>	<i>T.int.</i>	<i>Agri.</i>	<i>Mine.</i>	<i>Indu.</i>	<i>Cons.</i>	<i>Come.</i>	<i>Serv.</i>	<i>Ef. T.</i>
<i>Act. eco.</i>	1									
<i>Precios</i>	-0.349	1								
<i>T. int.</i>	-0.047	0.111	1							
<i>Agric.</i>	-0.187	-0.012	-0.047	1						
<i>Minería</i>	-0.043	0.323	0.009	-0.024	1					
<i>Indust.</i>	0.022	-0.132	-0.046	-0.194	-0.067	1				
<i>Constr.</i>	0.080	-0.040	0.013	-0.076	-0.026	-0.214	1			
<i>Comer.</i>	0.091	0.068	0.015	-0.194	-0.067	-0.548	-0.214	1		
<i>Servic.</i>	-0.088	-0.009	0.045	-0.093	-0.032	-0.262	-0.102	-0.262	1	
<i>Efec. T.</i>	0.524	-0.658	-0.115	-0.011	0.005	-0.104	-0.013	0.109	0.026	1

Fuente: Cálculos del autor.

un análisis de sensibilidad mediante el que se evalúa el efecto que tiene un cambio en la actividad económica sobre las utilidades de los intermediarios, con el fin de evaluar el impacto que tiene el riesgo de crédito sobre la estabilidad del sistema.

5.1. Probabilidad de *default*

La estimación de la PD se realizó bajo diferentes especificaciones de la ecuación (3) y (5). La primera y tercera especificación corresponde a una formulación con efectos lineales de la rentabilidad de los modelos Probit y Probit Heteroscedástico, respectivamente. La segunda y cuarta especificación hace relación a una formulación con efectos no lineales de la rentabilidad de los modelos Probit y Probit Heteroscedástico. Finalmente, se realiza una estimación alterna de (3) mediante la metodología de Panel Probit; sin embargo, ésta presenta algunas complicaciones ante la imposibilidad de identificar perfectamente los créditos a lo largo del tiempo.

5.1.1. Determinantes de la probabilidad de *default*

En el cuadro 7 se presentan los resultados de la estimación del modelo bajo la especificaciones mencionadas anteriormente. De acuerdo con los resultados, se evidenció la presencia de heteroscedasticidad en los modelos Probit, la cual es corregida al modelar la varianza por medio de la variable de liquidez en la parte heteroscedástica del modelo. Es importante notar que no modelar adecuadamente la varianza llevaría a una especificación incorrecta del modelo, lo que genera problemas de sesgo en los parámetros y de los errores estándar (Bunn y Redwood

(2003)). Adicionalmente, un modelo Probit mal especificado reduce su poder de clasificación. El análisis de los determinantes de la PD que se presentan a continuación se enfoca en los resultados de la ecuación (5) con efectos no lineales de la rentabilidad.

De la misma manera que sugiere Lennox (1999) y Bunn y Redwood (2003), la probabilidad de entrar en estado de *default* de un crédito se incrementa cuando las empresas registran bajos niveles de rentabilidad. El coeficiente negativo del *ROA* indica que la probabilidad de incum-

Cuadro 7: Resultados modelos de probabilidad

Variable	Especificación del Modelo				
	1 Probit 1	2 Probit 2	3 Probit Het. 1	4 Probit Het. 2	5 Probit Panel
<i>ROA</i>	-3.5273*** (0.0476)	-1.9896*** (0.0666)	-3.7862*** (0.0571)	-2.1540*** (0.0760)	-3.6966*** (0.1181)
<i>Liquidez</i>	-0.0828*** (0.0045)	-0.0706*** (0.0044)	-0.5614*** (0.0182)	-0.4657*** (0.0170)	-0.1067*** (0.0080)
<i>Endeudam.</i>	0.5294*** (0.0221)	0.4641*** (0.0222)	0.4524*** (0.0264)	0.3965*** (0.0260)	0.7559*** (0.0436)
<i>Tamaño</i>	0.8568 (2.7509)	-2.3917 (2.8157)	-4.7000 (3.2763)	-7.4993* (3.2729)	20.479*** (5.0778)
<i>Rel. Banc.</i>	0.0045*** (0.0009)	0.0084*** (0.0009)	0.0056*** (0.0010)	0.0094*** (0.0010)	0.0041* (0.0018)
<i>Rot. Activo</i>	-0.2996*** (0.0053)	-0.2770*** (0.0054)	-0.3206*** (0.0063)	-0.2950*** (0.0062)	-0.4849*** (0.0110)
<i>Efe. Tiempo</i>	-0.0701*** (0.0014)	-0.0647*** (0.0014)	-0.0820*** (0.0017)	-0.0743*** (0.0017)	
<i>D Rent₁</i>		0.4494*** (0.0168)		0.4789*** (0.0195)	0.6813*** (0.0301)
<i>D Rent₂</i>		0.0201 (0.0135)		0.0237 (0.0158)	0.0230 (0.0242)
<i>D Rent₃</i>		-0.0969*** (0.0139)		-0.0995*** (0.0164)	-0.1534*** (0.0244)
<i>Constant</i>	-0.6780*** (0.0183)	-0.8934*** (0.0219)	-0.2379*** (0.0254)	-0.5471*** (0.0287)	-2.3932*** (0.0442)
Heterosced.					
<i>Liquidez</i>			0.1403*** (0.0047)	0.1224*** (0.0045)	
Panel EA					
<i>Constant</i>					0.8179*** (0.0252)
<i>LR - Test</i>	23,444.07***	25,179.17***			
<i>Wald test</i>			12,821.85***	14,379.82***	8,940.63***
<i>Log-likelihood</i>	-61,142.47	-60,274.92	-60,607.68	-59,881.46	-55,329.74

*, **, *** indican significancia al 0.05, 0.01 y 0.001, respectivamente.

Errores estándar en paréntesis.

Fuente: Cálculos del autor.

plir con el pago las obligaciones se reduce a medida que aumenta la rentabilidad. Las variables *dummy* confirman estos resultados e identifican la presencia de efectos no lineales de este determinante sobre la PD. El signo positivo de $D\text{Rent}_1$ indica que una empresa con rentabilidad negativa tiene una mayor probabilidad de no pagar su obligaciones que una empresa con rentabilidad positiva. Asimismo, el coeficiente negativo de $D\text{Rent}_3$ muestra que la probabilidad de *default* se reduce cuando una empresa registra una rentabilidad entre el 3 % y 6 %. Resulta importante resaltar que, de acuerdo con los datos, la rentabilidad parece tener efectos lineales sólo cuando ésta se ubica en el rango $[0\%, 3\%)$, como lo indica la significancia de la variable $D\text{Rent}_2$. El signo negativo de la *rotación de activos* complementa estos resultados y muestra que la PD disminuye a medida que aumenta la razón de ventas a activos.

Con respecto a la liquidez como determinante de la PD, se encontraron resultados similares a los obtenidos por Bunn y Redwood (2003), Benito *et al.* (2004) y Ruano-Pardo y Salas-Fumás (2006). El coeficiente de esta variable es negativo, lo que indica que la probabilidad de entrar en mora aumenta cuando se reduce la posición de liquidez de una empresa.

Otro determinante importante de la probabilidad de *default* es el endeudamiento. Tanto la variable *endeudamiento* como *relaciones bancarias* tienen signo positivo, lo que sugiere que la PD aumenta a medida que el nivel de deuda de las empresas se incrementa.

Como afirma Lennox (1999), la probabilidad que una empresa entre en estado de mora de alguno de sus créditos se ve afectada por su tamaño. De acuerdo con los resultados de la estimación de (5), una empresa pequeña es más propensa a incumplir sus obligaciones que una grande.

5.1.2. Poder de clasificación

Para medir el poder de clasificación del modelo, se realizó la estimación de la $PD_i \in [0, 1]$ de cada uno de los créditos bajo cada especificación, la cual se obtiene al evaluar $x'_i\beta$ en la función acumulada normal. Para clasificar el estado de los créditos se elige un umbral (*cutoff*) mediante el cual se transforma la probabilidad estimada en términos de la variable latente:

- Si $PD_i > \text{cutoff}$ el crédito se clasifica como 1
- Si $PD_i < \text{cutoff}$ el crédito se clasifica como 0

De esta clasificación surgen dos tipos de errores. El error tipo I ocurre cuando se clasifica un crédito en estado de no *default* cuando está en *default*, mientras que el error tipo II surge cuando un crédito se clasifica como *default* cuando está en estado de no *default*. Para analizar

el poder de clasificación del modelo, se analizan estos dos tipos de error y la clasificación correcta total.

En el cuadro 8 se presentan los resultados del error tipo I, error tipo II y la clasificación correcta total para cada una de las especificaciones. En este caso, se eligió un *cutoff* mediante el cual se generara un error tipo I similar para todas las especificaciones con el objeto de discutir el poder de clasificación desde el punto de vista de la clasificación correcta total²⁰. En el caso de las especificaciones con efectos lineales, los resultados sugieren que el Probit Heteroscedástico tiene una mayor capacidad para clasificar correctamente el estado de los créditos, puesto que este último logró clasificar correctamente 606 créditos más que el Probit.

Con respecto a las especificaciones con efectos no lineales, el Probit Heteroscedástico muestra una superioridad frente a su contraparte que no modela la varianza al clasificar correctamente el 84.07 % de los créditos. En el caso del modelo Probit Panel, se utilizó un *cutoff* de 0.011, el cual es considerablemente inferior al usado en los demás modelos. Esto deja entrever la debilidad de este modelo para clasificar correctamente el estado de los créditos.

Cuadro 8: Poder de clasificación

	Especificación del Modelo				
	1	2	3	4	5
	Probit 1	Probit 2	Probit Het. 1	Probit Het. 2	Panel Probit
<i>Error tipo I</i>	37.86 %	41.11 %	38.46 %	43.06 %	40.29 %
<i>Error tipo II</i>	16.63 %	14.97 %	16.29 %	13.25 %	17.46 %
<i>Correct. clas.</i>	81.46 %	82.67 %	81.71 %	84.07 %	80.48 %

Fuente: Cálculos del autor.

5.1.3. Efectos marginales

En el cuadro 9 se presentan los efectos marginales para cada especificación, los cuales permiten analizar el cambio cuantitativo en la PD ante cambios en sus determinantes. Los resultados que se presentan a continuación hacen referencia a un cambio de 1 % en las variables continuas y un cambio de una unidad en las variables discretas.

Los resultados sugieren que la rentabilidad es el determinante que tiene la mayor capacidad para reducir la PD. Ante un aumento en el *ROA*, la probabilidad de entrar en estado de incumplimiento se reduce en 19.32 %. Los efectos no lineales de la rentabilidad indican que una empresa que presente un cambio a rentabilidad negativa incrementa su probabilidad de *default* en 5.23 %, mientras que si el *ROA* supera el 3 % dicha probabilidad se reduce en cerca

²⁰El *cutoff* para las especificaciones 1 a 5 fue: 0.125, 0.135, 0.125, 0.145 y 0.011, respectivamente.

de 1%. Asimismo, un aumento de la razón entre ventas y activos reduce esta probabilidad en 2.64%.

En términos de endeudamiento, un aumento en la razón entre pasivos y activos aumenta la probabilidad de incumplir en el pago de las obligaciones en 3.5%. De la misma manera, aumentar el número de relaciones bancarias ocasiona un aumento de la PD en 0.1%. En lo relacionado con la cobertura de los pasivos, un aumento de la razón de liquidez reduce la probabilidad de *default* en 2.04%.

Cuadro 9: Efectos marginales

Var. - dy/dx	Especificación del Modelo				
	1	2	3	4	5
	Probit 1	Probit 2	Probit Het. 1	Probit Het. 2	Probit Panel
<i>ROA</i>	-0.4107*** (0.0058)	-0.2306*** (0.0078)	-0.3265*** (0.0058)	-0.1932*** (0.0070)	-3.6966*** (0.1181)
<i>Liquidez</i>	-0.0096*** (0.0005)	-0.0081*** (0.0005)	-0.0241*** (0.0006)	-0.0204*** (0.0007)	-0.1067*** (0.0080)
<i>Endeudamiento</i>	0.06164*** (0.0025)	0.05380*** (0.0025)	0.03901*** (0.0023)	0.03557*** (0.0023)	0.75592*** (0.0436)
<i>Tamaño</i>	0.0997 (0.3203)	-0.2772 (0.3263)	-0.4053 (0.2821)	-0.6727* (0.293)	20.479*** (5.0778)
<i>Rel. Banc.</i>	0.0005*** (0.0001)	0.0009*** (0.0001)	0.0004*** (0.0000)	0.0008*** (0.0001)	0.0041* (0.0018)
<i>Rot. Activo</i>	-0.0348*** (0.0005)	-0.0321*** (0.0005)	-0.0276*** (0.0005)	-0.0264*** (0.0005)	-0.4849*** (0.0110)
<i>Efec. Tiempo</i>	-0.0081*** (0.0001)	-0.0075*** (0.0001)	-0.0070*** (0.0001)	-0.0066*** (0.0001)	
<i>D Rent</i> ₁ [†]		0.0645*** (0.0029)		0.0523*** (0.0025)	0.6813*** (0.0301)
<i>D Rent</i> ₂ [†]		0.0023 (0.0015)		0.0021 (0.0014)	0.0230 (0.0242)
<i>D Rent</i> ₃ [†]		-0.0107*** (0.0014)		-0.0085*** (0.0013)	-0.1534*** (0.0244)

[†] indica un cambio de la variable discreta de 0 a 1.

*, **, *** indican significancia al 0.05, 0.01 y 0.001, respectivamente.

Errores estándar en paréntesis.

Fuente: Cálculos del autor.

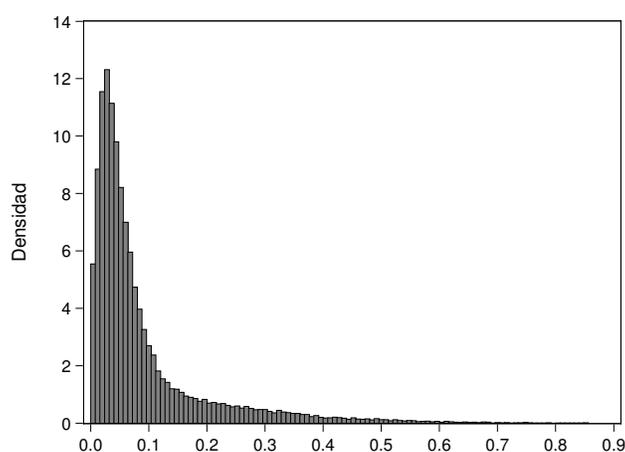
5.2. Factores macroeconómicos y la distribución de *default*

En esta sección se emplea un modelo de regresión por cuantiles con el fin de analizar los efectos de los factores macroeconómicos sobre la PD de los deudores, condicional a su perfil de riesgo. En este caso, el perfil de riesgo hace referencia al cuantil de la función de distribución en el

que se ubica la probabilidad de *default* de un deudor, es decir, que una PD que se encuentre en los cuantiles superiores indica que el deudor tiene un perfil de riesgo mayor a que aquellos cuya PD se encuentra en los cuantiles inferiores.

A manera de ilustración, en el figura 3 se presenta el histograma de la probabilidad de *default* estimada por medio del modelo Probit Heteroscedástico con efectos no lineales. Como se puede observar, ésta se encuentra sesgada hacia la izquierda, lo cual se debe a la heterogeneidad de los individuos y es congruente con el número de créditos calificados A en la cartera comercial.

Figura 3: **Histograma de la PD (Modelo Probit Het. 2)**



Fuente: Cálculos del autor.

En el cuadro 10 se presentan los resultados de la estimación para los cuantiles 5, 25, 50, 75 y 95. Para todas las variables se obtuvieron los signos esperados; sin embargo, algunos de ellos varían a lo largo de la distribución. En el caso de la *actividad económica* los resultados indican que este factor está negativamente correlacionado con la probabilidad de *default* y que su efecto crece a medida que aumenta el perfil de riesgo de los deudores. Mientras que para el cuantil $\tau = 5$ una disminución de la actividad económica de 1 punto porcentual (pp) aumenta la PD en 0.14 puntos básicos (pb), para el cuantil $\tau = 95$ este cambio se traduce en un aumento de 17.6 pb.

En lo relacionado con los *precios*, se encuentra que un aumento en el nivel de estos aumenta la probabilidad de *default* y que su efecto es mayor para los cuantiles superiores. Estos resultados se mantienen para los cuantiles superiores de la variable *tasa de interés*; sin embargo, los signos de los primeros cuantiles analizados son contraintuitivos en el sentido que un mayor costo de los créditos debería aumentar la probabilidad de incumplimiento de estos. Este resultado puede ser explicado desde la teoría de racionamiento de crédito de Stiglitz y Weiss (1981), en la que existen dos tipos de deudores: el «deudor bueno» y el «deudor malo». El primero es

aquel que no pide prestado a una tasa de interés que no pueda pagar y, el segundo, presta a cualquier tasa de interés. Considerando que estos efectos se dan para los primeros cuantiles de la distribución, es decir, para los «deudores buenos», se puede esperar que tasas de interés más altas no alteren su perfil de riesgo y, por lo tanto, que no aumente su PD.

Cuadro 10: Resultados regresión por cuantiles

Variable	Cuantiles				
	$\tau = 5$	$\tau = 25$	$\tau = 50$	$\tau = 75$	$\tau = 95$
<i>Actividad económica</i>	-0.0072*** (0.0014)	-0.0226*** (0.0014)	-0.0502*** (0.0021)	-0.1215*** (0.0054)	-0.1759*** (0.0184)
<i>Precios</i>	0.0347*** (0.0024)	0.0641*** (0.0031)	0.1071*** (0.0046)	0.3099*** (0.0126)	0.2297*** (0.0326)
<i>Tasa de interés</i>	-0.0120*** (0.0010)	-0.0129*** (0.0012)	-0.0051** (0.0016)	0.0277*** (0.0035)	0.0731*** (0.0130)
<i>Agricultura</i>	0.0054*** (0.0005)	0.0065*** (0.0007)	0.0102*** (0.0011)	0.0093* (0.0053)	-0.0668*** (0.0052)
<i>Minería</i>	-0.0088*** (0.0009)	-0.0204*** (0.0008)	-0.0360*** (0.0017)	-0.0773*** (0.0060)	-0.0912*** (0.0100)
<i>Industria</i>	0.0004 (0.0004)	-0.0053*** (0.0005)	-0.0143*** (0.0009)	-0.0412*** (0.0050)	-0.1142*** (0.0047)
<i>Construcción</i>	-0.0012** (0.0005)	-0.0036*** (0.0006)	-0.0018 (0.0011)	-0.0060 (0.0051)	-0.0906*** (0.0053)
<i>Comercio</i>	-0.0080*** (0.0004)	-0.0164*** (0.0005)	-0.0294*** (0.0009)	-0.0709*** (0.0049)	-0.1834*** (0.0042)
<i>Servicios</i>	-0.0092*** (0.0004)	-0.0118*** (0.0006)	-0.0143*** (0.0010)	-0.0303*** (0.0051)	-0.0708*** (0.0047)
<i>Efec. Tiempo</i>	-0.0025*** (0.0000)	-0.0051*** (0.0000)	-0.0078*** (0.0000)	-0.0166*** (0.0002)	-0.0371*** (0.0006)
<i>Constante</i>	0.0351*** (0.0006)	0.0796*** (0.0007)	0.1297*** (0.0013)	0.2644*** (0.0057)	0.6501*** (0.0077)

*, **, *** indican significancia al 0.05, 0.01 y 0.001, respectivamente.

Para la estimación de Ω_{τ}^{BS} se realizaron 1,000 repeticiones del proceso de muestreo de *bootstrapping* ($B = 1,000$)

Errores estándar en paréntesis.

Fuente: Cálculos del autor.

En cuanto a los sectores económicos, se encuentra evidencia de que una empresa que pertenezca al sector de agricultura tiene una probabilidad de incumplir sus obligaciones superior a los demás sectores de la economía.

Con el objetivo de verificar que los factores macroeconómicos tienen efectos estadísticamente diferentes a lo largo de la distribución de *default*, se realizó una prueba de hipótesis que tiene como finalidad probar si los parámetros son iguales en los diferentes cuantiles. Bajo este esquema, la hipótesis nula establece que:

$$H_0 = \beta_{\tau}^{x_i} = \beta_{\tau^*}^{x_i}$$

donde $\beta_{\tau}^{x_i}$ es el parámetro de la variable x_i en el cuantil τ y $\beta_{\tau^*}^{x_i}$ es el parámetro para la misma variable en un cuantil diferente a τ .

El ejercicio de prueba de hipótesis se realizó con el fin de comparar los coeficientes de los cuantiles 5-95, 25-75, 5-50 y 50-95, la estadística F de cada una de las pruebas se presenta en el cuadro 11. Los resultados indican que los coeficientes de las variables de actividad económica, precios, tasa de interés, minería, industria y comercio son sistemáticamente diferentes entre cuantiles. En cuanto al sector de agricultura, no se cuenta con evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula para los cuantiles 25-75, lo que sugiere que no existe una diferencia significativa en términos de riesgo para las empresas agrícolas que tienen una probabilidad de incumplir sus obligaciones entre los cuantiles 25-75. Los resultados para el sector de construcción son similares, en este caso el perfil de riesgo es estadísticamente constante para las empresas cuya PD se encuentra entre los cuantiles 5-75.

Estos resultados corroboran la heterogeneidad que existe entre los deudores de la cartera comercial y como ésta afecta la estimación del perfil de riesgo de estos.

Cuadro 11: Estadística F de la prueba de hipótesis de igualdad de parámetros

Variable	τ			
	5&95	25&75	5&50	50&95
<i>Actividad económica</i>	84.12 [0.0000]	373.96 [0.0000]	345.42 [0.0000]	48.32 [0.0000]
<i>Tasa de interés</i>	35.93 [0.0000]	424.61 [0.0000]	230.73 [0.0000]	14.91 [0.0001]
<i>Precios</i>	42.78 [0.0000]	140.59 [0.0000]	15.62 [0.0001]	37.7 [0.0000]
<i>Agricultura</i>	193.01 [0.0000]	0.28 [0.5998]	16.86 [0.0000]	225.87 [0.0000]
<i>Minería</i>	68.04 [0.0000]	91.86 [0.0000]	229.88 [0.0000]	30.89 [0.0000]
<i>Industria</i>	593.42 [0.0000]	52.87 [0.0000]	223 [0.0000]	470.24 [0.0000]
<i>Construcción</i>	275.41 [0.0000]	0.24 [0.6264]	0.22 [0.6425]	286.58 [0.0000]
<i>Comercio</i>	700.16 [0.0000]	125.9 [0.0000]	494.34 [0.0000]	1357.84 [0.0000]
<i>Servicios</i>	165.67 [0.0000]	13.66 [0.0002]	22.77 [0.0000]	144.66 [0.0000]

P-value en corchetes.

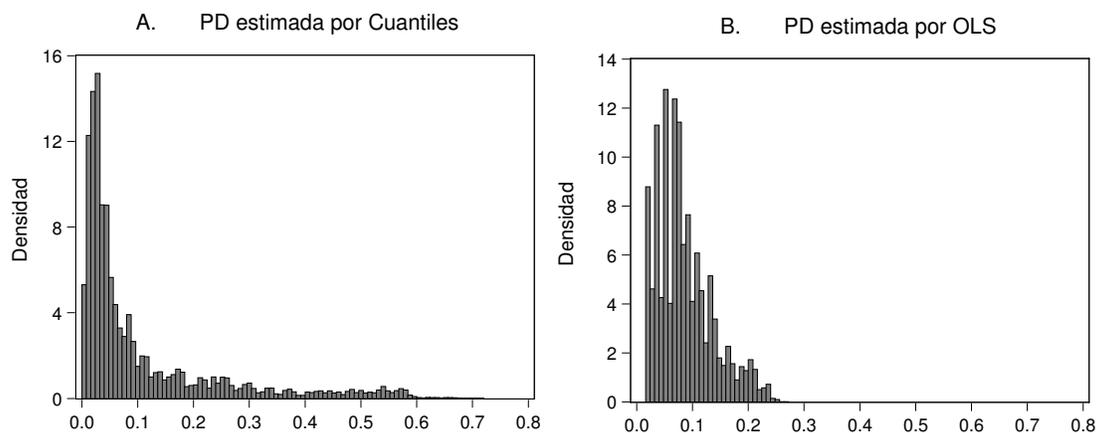
Fuente: Cálculos del autor.

5.2.1. Precisión de la estimación

Esta sección tiene como objetivo mostrar que las características de asimetría y leptocurtosis de la distribución de *default* hacen que la estimación a la media no sea una medida representativa de la población y que por medio de regresión por cuantiles se puede obtener una medida más precisa de los efectos que tienen los factores macroeconómicos sobre la PD.

En la figura 4 se presenta el histograma de la probabilidad de *default* estimada por cada uno de los modelos. Los resultados indican que la distribución que se genera a partir de la PD estimada por medio de regresión por cuantiles se asemeja más a la presentada en la figura 3, lo que sugiere un mejor poder de pronóstico de este modelo. Asimismo, al utilizar la suma de errores al cuadrado como una medida de ajuste se encuentra que está es menor para la metodología propuesta por Koenker y Bassett (1978) (cuadro 12), lo cual indica una mayor precisión de este modelo y confirma su superioridad frente a OLS.

Figura 4: Probabilidad de *default* estimada



Fuente: Cálculos del autor.

Cuadro 12: Suma de errores al cuadrado

	Reg. Cuantiles	OLS
ee'	115,758	122,551

Fuente: Cálculos del autor.

En el cuadro 13 se presenta el promedio ponderado de la PD estimada para la sub-muestra de la cartera comercial por cada uno de los modelos durante el periodo de estudio²¹. Para

²¹La ponderación se realizó con respecto al monto del crédito.

los primeros años, se presenta una diferencia significativa de las PD estimadas, que se va reduciendo a medida que avanza el tiempo. Es importante resaltar que la diferencia más grande se evidencia en el periodo de crisis, momento durante el cual el riesgo de crédito se materializa. De acuerdo con la reglamentación de la Superintendencia Financiera de Colombia, el nivel de provisiones depende de la PD, entre otros factores. La utilización de modelos que no incorporen en su estimación la heterogeneidad, como OLS, conllevan a una posible subestimación de la probabilidad de *default* y como resultado a un nivel de provisionamiento inferior al requerido para poder respaldar el deterioro de la cartera, lo que podría causar una vulnerabilidad del sistema.

Cuadro 13: Promedio ponderado de la PD

Año	\widehat{PD} Cuantiles	\widehat{PD} OLS
1998	43.85 %	15.73 %
1999	39.40 %	12.01 %
2000	28.25 %	11.75 %
2001	22.06 %	10.96 %
2002	17.98 %	10.27 %
2003	14.53 %	9.00 %
2004	10.59 %	7.49 %
2005	9.00 %	5.75 %
2006	6.71 %	5.68 %
2007	3.91 %	3.69 %

Fuente: Cálculos del autor.

Resulta importante resaltar que el Sistema de Administración de Riesgo Crediticio (SARC), mediante el cual se establece el sistema de provisiones para la cartera en Colombia, recoge, en cierta medida, la heterogeneidad de los clientes de la cartera comercial. De acuerdo con este esquema, las provisiones se realizan de acuerdo con el tamaño de la empresa y el estado del ciclo de la cartera²², variables que están relacionadas con el perfil de riesgo de los deudores.

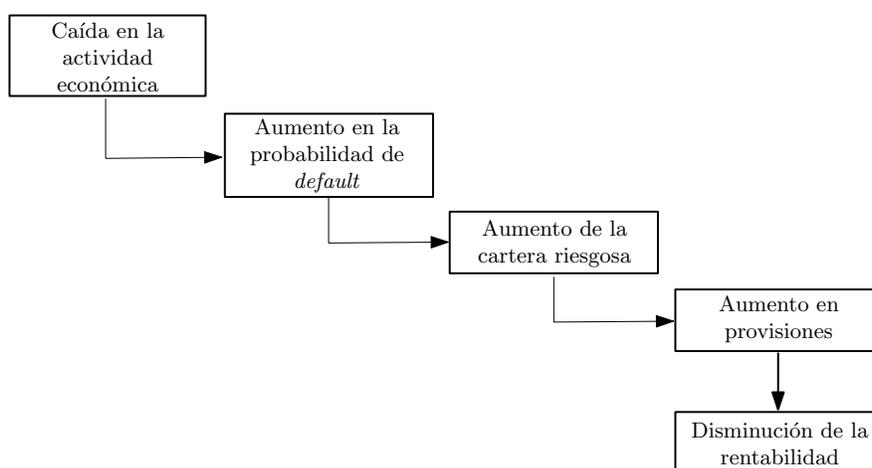
²²Las empresas son clasificadas en cuatro grupos: *gran empresa*, *mediana empresa*, *pequeña empresa* y *empresa unipersonal*. Se identifican dos estados del ciclo de la cartera. El *Estado A* “se establece para el periodo actual (t) cuando la calidad crediticia mejora de manera significativa con respecto al periodo anterior ($t - 1$), en términos de número de migraciones a categorías mejores”. *Estado B* “se establece para el periodo actual (t) cuando la calidad crediticia empeora de manera significativa con respecto al periodo anterior ($t - 1$), en términos de número de migraciones a categorías peores”. Para mayor información ver Superintendencia Bancaria de Colombia (2005).

5.3. Análisis de sensibilidad

Con los resultados obtenidos del modelo de regresión por cuantiles se realizó un ejercicio de sensibilidad con el fin de calcular el efecto que tiene un cambio en la actividad económica sobre la rentabilidad de las instituciones de crédito.

En el ejercicio supone una caída del PIB de 6.8% correspondiente lo observado durante el segundo trimestre de 2009. Los efectos del choque en la actividad económica sobre el PyG de los intermediarios se muestra en el figura 5.

Figura 5: Transmisión del choque en la actividad económica



Fuente: Figura por el autor.

Una caída en el producto produce un aumento en la PD, la cual varía dependiendo del perfil de riesgo del crédito. Este aumento en la probabilidad de *default* conlleva un aumento de la cartera riesgosa, lo que implica un aumento en el nivel de provisionamiento²³. Finalmente, el aumento en el nivel de provisiones implica un costo que se traduce en una disminución de la utilidad de los establecimientos de crédito.

El ejercicio de sensibilidad que se presenta a continuación se realizó para cada una de las instituciones de crédito presentes en la sub-muestra con datos a diciembre de 2008. El cuadro 14 muestra la disminución de las utilidades causado por el incremento en el nivel de las provisiones. Los resultados del ejercicio indican que el impacto del choque sobre éstas difiere a lo largo de las instituciones y depende de su exposición al riesgo de crédito de la cartera comercial y al nivel de las utilidades.

²³El aumento en el nivel provisionamiento se calcula multiplicando el aumento en la cartera riesgosa por un coeficiente de provisiones. Este coeficiente corresponde a la razón entre provisiones de balance sobre la suma del cambio en cartera riesgosa y el cambio en cartera castigada.

Cuadro 14: Ejercicio de sensibilidad

Entidad	Utilidad Dic - 2008	Utilidad estresada	Disminución de la utilidad
1	650,196,088	554,443,805	14.72 %
2	250,309,958	238,011,789	4.91 %
3	44,003,826	26,301,759	40.22 %
4	1,043,668,717	920,250,932	11.82 %
5	9,949,123	6,418,416	35.48 %
6	156,279,343	145,938,761	6.61 %
7	-40,079,885	-45,462,337	13.42 %
8	60,888,109	48,862,385	19.75 %
9	359,055,683	328,995,987	8.37 %
10	126,864,601	105,006,718	17.22 %
11	336,816,482	299,266,723	11.14 %
12	74,909,656	71,039,129	5.16 %
13	363,542,670	358,826,590	1.29 %
14	102,502,259	92,456,714	9.80 %
15	403,956,755	366,986,541	9.15 %
16	226,326,098	206,853,127	8.60 %
17	2,059,532	2,051,699	0.38 %
18	2,717,367	2,640,567	2.82 %
19	9,118,096	8,627,501	5.38 %
20	-1,494,016	-4,713,287	215.47 %
21	13,042,227	13,036,870	0.04 %
22	8,950,512	7,456,701	16.68 %
23	14,195,615	13,511,344	4.82 %
24	5,320,284	5,236,000	1.58 %
25	7,344,077	7,051,791	3.97 %
26	8,041,978	6,793,632	15.52 %
27	701,062	578,623	17.46 %
28	3,211,272	3,207,824	0.10 %
29	5,320,284	3,115,838	41.43 %
30	334,797	307,039	8.29 %
31	2,030,705	1,716,404	15.47 %
32	17,598,664	17,402,328	1.11 %
33	4,273,144	4,254,330	0.44 %
34	11,727,863	11,679,403	0.41 %

Fuente: Cálculos del autor.

Es importante resaltar que estos resultados deben ser analizados teniendo en cuenta el tamaño de la sub-muestra, la cual representa cerca del 44 % de la cartera comercial y aproximadamente el 29 % de la cartera total bruta. Ante una disminución en la actividad económica como la ocurrida a finales de la década de los 90, la utilidad de los intermediarios financieros se reduciría en cerca de 11 %, pasando de \$4.2 billones (b) a \$3.8 b. Asimismo, es posible ver que para 14 de las 34 instituciones financieras, se presenta una pérdida superior al 10 % de sus

utilidades. De igual manera, se encuentra que para sólo uno de los intermediarios la pérdida supera el 100 % de sus utilidades, lo que se traduce en una posible disminución de su indicador de solvencia.

6. Conclusiones

Este estudio realiza un análisis de los determinantes de la probabilidad de *default* de los créditos de la cartera comercial y los efectos de los factores macroeconómicos sobre ésta en el periodo comprendido entre 1998 y 2007. Para el análisis de los determinantes se empleó un modelo Probit Heteroscedástico, el cual tiene como principal objetivo corregir los problemas de sesgo que se generan en presencia de una varianza no constante. En el caso de los factores macroeconómicos, se utilizó un modelo de regresión por cuantiles que permite diferenciar el impacto del cambio en los factores a lo largo de la distribución de *default*.

Los ejercicios de los modelos de probabilidad indican que la rentabilidad, la liquidez y el endeudamiento son los principales determinantes de que una empresa incumpla con las obligaciones adquiridas con el sistema financiero. Consistente con los resultados de Lennox (1999), se encuentra evidencia de problemas de heteroscedasticidad y efectos no lineales que son causados por las variables de liquidez y rentabilidad, respectivamente. Asimismo, el análisis del poder de clasificación indica que el modelo Probit Heteroscedástico tiene una mayor capacidad para predecir correctamente las empresas que incumplen con sus obligaciones. La adecuada modelación de la varianza realizada en este trabajo permite corregir los problemas de sesgo en los parámetros y en los errores estándar de estudios anteriores.

En lo relacionado con los factores macroeconómicos, se encuentra evidencia de la superioridad de la regresión por cuantiles frente a la regresión a la media, ya que el primer modelo tiene un mejor poder de pronóstico y una mejor bondad de ajuste. Asimismo, los resultados indican que al utilizar un modelo lineal se subestima la probabilidad de *default*, lo que se traduce en un nivel subóptimo de provisiones que podría vulnerar la estabilidad del sistema financiero. Este resultado merece especial atención en cuanto que muestra evidencia de las consecuencias de utilizar metodologías que no modelan adecuadamente los datos. Adicionalmente, se observa que los efectos de los factores macro varían a lo largo de la distribución de *default*, afectando en mayor proporción a los deudores con un perfil de riesgo más alto. De la misma manera, se encuentra evidencia que los cambios en la actividad económica y en los precios son los que tienen el efecto más fuerte sobre la PD.

Por su parte, el ejercicio de sensibilidad realizado evidencia la vulnerabilidad de los intermediarios ante cambios en el ritmo de crecimiento de la economía. Una disminución en el PIB,

como la observada durante la crisis de finales de los noventa, reduce la rentabilidad de los establecimientos de crédito en cerca de 11 %, cifra que es considerablemente alta teniendo en cuenta el tamaño de la muestra.

Referencias

- Altman, E. (1968). “Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy”. *Journal of Finance*, Vol. 23, No. 4, pp. 589-906.
- Alves, I. (2004). “Sectoral fragility: factors and dynamics”. *Bank for International Settlements*, Vol. 22, pp 450-80.
- Amaya, C. (2005). “Evaluación del Riesgo de Crédito en el Sistema Financiero Colombiano”. *Banco de la República, Reporte de Estabilidad Financiera*, Diciembre de 2005.
- Arango, J, Orozco, I. y Zamudio, N. (2005). “Riesgo de Crédito: un análisis desde las firmas”. *Banco de la República, Reporte de Estabilidad Financiera*, Diciembre de 2005.
- Bhattacharjee, A. Higson, C., Holly, S. y Kattuman, P. (2002). “Macroeconomic Conditions and Business Exit: Determinants of Failures and Acquisitions of UK Firms”. *London Business School Working Paper*, No. ACCT034.
- Benito, A., Delgado F. y Martínez-Pagés J. (2004). “A synthetic indicator of financial pressure for Spanish firms”. *Banco de España, Documentos de Trabajo* No. 0411.
- Bonfim, D. (2009). “Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information”. *Journal of Banking & Finance*, Vol. 33, pp. 281–299.
- Bunn, P. y Redwood V. (2003). “Company accounts based modelling of business failures and the implications for financial stability”. *Bank of England, Working Paper* No. 210.
- Cornelißen, T. (2005). “Standard errors of marginal effects in the heteroskedastic probit model”. *Institute of Quantitative Economic Research, Discussion Paper* No. 320, University of Hannover.
- Geroski, P. y Gregg, P. (2003). “Coping with recession: company performance in adversity”. *Oxford University Press*.
- Greene W. (2007). “Econometric Analysis”. *Prentice Hall*, 6th edition, August 10, 2007.
- Gómez, J., Morales, P., Pineda, F., y Zamudio, N. (2009). “An Alternative Methodology for Estimating Credit Quality Transition Matrices”. *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, forthcoming.
- Gómez, J., Orozco, I. y Zamudio, N. (2006). “Análisis de la probabilidad condicional de incumplimiento de los mayores deudores privados del sistema financiero colombiano”. *Banco de la República, Reporte de Estabilidad Financiera*, Septiembre 2006.

- Gutiérrez, J. y Vásquez, D. (2008). “Un Análisis de Cointegración para el Riesgo de Crédito”. *Banco de la República, Reporte de Estabilidad Financiera*, Septiembre 2008.
- Heckman, J. J. (1979). “Sample Selection Bias as a Specification Error”. *Econometrica*, Vol. 47, No. 1, pp. 153-161.
- Hoggarth, G., Sorensen, S. y Zicchino L. (2005). “Stress tes of UK banks using VAR approach”. *Bank of England, Working Paper* No. 282, November 2005.
- Jiménez, G. y Saurina, J. (2004). “Collateral, type of lender and relationship banking as determinants of credit risk”. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 28, pp. 2191-2212.
- Judge, G., Hill, C., Griffiths, W., Lütkepohl, H., y Lee, T. (1988). “Introduction to the Theory and Practice of Econometrics”. *Wiley*, 2th edition, March 17, 1988.
- Koenker, R. (2005). “Quantile Regression”. *Econometric Society Monographs, Cambridge University Press*, 1st edition, July 2005.
- Koenker, R. y Bassett, G. (1978). “Regression Quantiles”. *Econometrica*. Vol. 46, No. 1, pp. 33-50.
- Lennox, C. (1999). “Identifying failing companies: a re-evaluation of the Logit, Probit and DA approaches”. *Journal of Economics and Business*. Vol. 46, No. 4, pp. 347-364.
- Martínez, O. (2003). “Determinantes de Fragilidad en las Empresas Colombianas”. *Banco de la República, Borradores de Economía* No. 259.
- Merton, R. C. (1974). “On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates”. *Journal of Finance*, Vol. 29, No. 2, pp. 449-470.
- Ohlson, J. A. (1980). “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy”. *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 1, pp. 109-131.
- Pagan, A. y Vella, F. (1989) “Diagnostic Tests for Models Based on Individual Data: A Survey”. *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 4, Supplement: Special Issue on Topics in Applied Econometrics, pp. S29-S59.
- Ruano-Pardo, S. y Salas-Fumás, V. (2006). “Morosidad de la Deuda Empresarial Bancaria en España, 1992-2003”. *Banco de España, Documentos de Trabajo* No. 0622.
- Stiglitz, J y Weiss, A (1981). “Credit rationing in markets with imperfect information”. *American Economic Review*. 71 (3): 442-45.

- Superintendencia Bancaria de Colombia (2005). “Modelo de referencia de la SBC para la medición de las pérdidas esperadas en la cartera comercial”. *Mimeo*.
- Tudela, M. y Young, G. (2003). “A Merton-model approach to assessing the default risk of UK companies”. *Bank of England, Working Paper* No. 194.
- Wong J., Choi, K. and Fong, T. (2005). “A framework for macro stress testing the credit risk of banks in Hong Kong”. *Hong Kong Monetary Authority Quarterly Bulletin*, December 2005 .
- Zamudio, N. (2007). “Determinantes de la Probabilidad de Incumplimiento de las Empresas Colombianas”. *Banco de la República, Borradores de Economía* No. 466.